



Titre: Modélisation des membres et de leur comportement dans un
Title: écosystème de services d'autopartage à Montréal

Auteur: Grzegorz Wielinski
Author:

Date: 2018

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Wielinski, G. (2018). Modélisation des membres et de leur comportement dans un
Citation: écosystème de services d'autopartage à Montréal [Thèse de doctorat, École
Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/3781/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/3781/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Martin Trépanier, & Catherine Morency
Advisors:

Programme: Doctorat en génie industriel
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

MODÉLISATION DES MEMBRES ET DE LEUR COMPORTEMENT DANS UN
ÉCOSYSTÈME DE SERVICES D'AUTOPARTAGE À MONTRÉAL

GRZEGORZ WIELINSKI

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR
(GÉNIE INDUSTRIEL)

DÉCEMBRE 2018

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

MODÉLISATION DES MEMBRES ET DE LEUR COMPORTEMENT DANS UN
ÉCOSYSTÈME DE SERVICES D'AUTOPARTAGE À MONTRÉAL

présentée par : WIELINSKI Grzegorz

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiae Doctor

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. FRAYRET Jean-Marc, Ph. D., président

M. TRÉPANIÉ Martin, Ph. D., membre et directeur de recherche

Mme MORENCY Catherine, Ph. D., membre et codirectrice de recherche

M. CIARI Francesco, Ph. D., membre

M. LEVINE Scott, Ph. D., membre externe

DÉDICACE

À mes chers parents qui m'ont tout donné afin que je puisse bénéficier d'une vie meilleure.

En espérant un jour pouvoir redonner, et ce à la hauteur de vos sacrifices.

REMERCIEMENTS

Il va sans dire que ce projet n'aurait pu voir le jour sans les contributions de mon directeur de recherche Martin Trépanier (département de mathématiques et de génie industriel de Polytechnique Montréal) ainsi que de ma codirectrice Catherine Morency (département des génies civil, géologique et des mines de Polytechnique Montréal). Je te remercie Martin de m'avoir donné ma chance, moi qui provenait d'un milieu non-ingénieur et qui n'avait aucune connaissance du domaine. Grâce à vous deux, j'ai pu, bien entendu, développer les connaissances me permettant aujourd'hui de vous remercier, mais avant tout, vous avez pu me transmettre votre passion sans frontière pour l'enseignement, la recherche et le domaine. En espérant pouvoir continuer à contribuer avec vous. Ce ne le sera probablement pas comme professeur collègue, mais sachez que je serai toujours là pour relever de nouveaux défis avec vous.

Un merci sincère à Communauto, qui avec son engagement et son ouverture envers la recherche, a pu m'aider dans la réalisation de ce projet. C'est tout à leur honneur d'être un chef de file dans l'industrie à ce niveau. Merci à Benoît Robert (Communauto) et Marco Viviani (Communauto) pour leur soutien indéniable.

Je salue également ma famille biologique et adoptive dont le soutien a été une source de persévérance réelle. Merci à mes camarades de la Poly qui ont pu rendre mon passage inoubliable.

RÉSUMÉ

Cette thèse s'inscrit dans un effort de modélisation du comportement des usagers de l'autopartage appliquée au cas de Montréal. Communauto, opérateur d'autopartage basé stations depuis les années 90, a procédé à l'intégration d'un service d'autopartage en libre-service intégral en 2013 pour son marché de Montréal. Un des aspects différenciateurs de l'autopartage en libre-service intégral, comparé à la forme basée stations, est sa capacité d'effectuer des emprunts sans retour à l'origine. Avec une structure tarifaire et des politiques opérationnelles encourageant l'utilisation des deux modes, le cas de Montréal est particulier étant donné que les deux services sont interdépendants, ce qui crée la notion d'écosystème de services d'autopartage.

Ayant un service basé stations plutôt mature dans la région, le nouveau libre-service intégral a quant à lui connu plusieurs phases d'expansion. Débutant avec une flotte de 24 véhicules électriques et une zone de service couvrant essentiellement le Plateau-Mont-Royal, le service appelé Auto-mobile offre aujourd'hui plus de 600 véhicules et couvre une zone de plus de 100 km².

La croissance importante de la popularité de l'autopartage ces dernières années, particulièrement au niveau des services en sens unique (dont le libre-service intégral), ainsi que les caractéristiques du marché de Montréal créent un environnement propice à la recherche sur le comportement des membres. La venue des services en sens unique a incité la littérature à se tourner vers de nouveaux créneaux de recherche, mais également à revoir les attributs associés à l'autopartage basé stations afin d'assurer leur transférabilité vers l'autopartage en libre-service intégral.

Donc, dans un contexte où l'objectif structurant de cette thèse est la modélisation du comportement des membres dans un écosystème de services d'autopartage à Montréal, cinq perspectives sont considérées afin de contribuer à l'objectif principal, sous des angles empiriques, méthodologiques et stratégiques. Pour ce faire, le système d'information est composé de données d'enquêtes de type origine-destination ainsi que de données passives (transactionnelles, géolocalisées, GPS, capturées).

La première perspective traite de la comparaison entre les membres de l'autopartage et du vélopartage. Exploitant des données d'enquêtes de l'automne 2013, les membres des deux services sont comparés quant à leurs caractéristiques sociodémographiques, de ménage et de

comportement de mobilité. L'utilisation de données transactionnelles provenant des opérateurs Bixi et Communauto permet de segmenter les membres selon leur intensité d'usage du service. Entre autres, les résultats montrent que les membres de l'autopartage basé stations ont un niveau de possession automobile inférieur à celui des membres du vélopartage et qu'en plus, ils intègrent davantage le transport en commun et les modes actifs dans leur mobilité.

La seconde perspective met en lumière les différences d'utilisation entre véhicules d'une flotte mixte, c'est-à-dire où des véhicules électriques et conventionnels hybrides sont offerts aux membres. À l'aide de données GPS et transactionnelles, deux analyses descriptives sont conduites. La première compare les distributions des deux types de véhicules selon la distance, tandis que l'autre observe l'utilisation spatiale des véhicules. Dans le premier cas, une forte baisse de l'utilisation des véhicules électriques pour des distances de plus de 24 km est observée. Cette constatation s'est transposée dans l'analyse spatiale où l'espace d'activité est inférieur pour les véhicules électriques. Finalement, un modèle de régression logistique est estimé. Ce modèle prend comme variable dépendante le type de véhicule utilisé dans une situation où le membre est confronté à un choix, c'est-à-dire lorsque les deux types de véhicules sont disponibles à moins de 100 mètres l'un de l'autre. La température ambiante (froid), le genre (femme), le niveau de charge du véhicule (faible) ainsi qu'une forte distance de parcours jouent un rôle inhibiteur quant au choix d'emprunt d'un véhicule électrique.

En troisième lieu, la perspective stratégique de l'adoption du service par les membres est étudiée. Étant donné la disponibilité des deux services, la dynamique d'adoption par les membres n'est pas triviale. Cette perspective vise à offrir un moyen aux opérateurs, désirant intégrer un nouveau service de type libre-service intégral à leur offre basée stations actuelle, de comprendre la dynamique d'adoption et d'estimer globalement son ampleur. D'abord, une classification des membres est proposée afin de prendre en compte le lieu du domicile du membre, son type d'abonnement, son expérience antérieure avec le service et la date à laquelle il adopte le service. L'adoption est par la suite caractérisée de façon longitudinale au niveau du système, mais également selon la zone d'expansion. Afin de comparer de façon valide les différentes zones entre elles, un exercice de normalisation a eu lieu. Finalement, les données du marché de la ville de Québec sont utilisées afin de comparer le niveau d'adoption à celui de Montréal. Quoique le niveau d'adoption normalisé entre les deux marchés est similaire, l'adoption des nouveaux

membres du libre-service intégral est inférieur à celui de Montréal. Un modèle imbriqué en deux temps est proposé à la fin du chapitre.

La quatrième perspective se penche sur le comportement spatio-longitudinal des membres. En effet, étant donné le faible niveau de maturité sur la question, les membres sont évalués selon leur utilisation spatiale. En premier, la relation entre les extrémités des emprunts et le domicile du membre est analysée. Puis, l'analyse est reprise, mais cette fois entre les extrémités d'emprunts et les stations de métro afin d'évaluer le potentiel du service à connecter ses usagers au métro. L'enchaînement des emprunts est ensuite examiné avant de terminer sur le rythme de découverte du service (représenté par l'aire occupée par l'agrégation des origines et destinations) et de la récurrence spatiale des lieux d'activités des membres. Plusieurs résultats sont alors exposés, mais la présence d'emprunts symétriques pour la classe de membres utilisant le plus le service retient davantage l'attention. De plus, l'analyse des temps d'activités entre deux emprunts symétriques montre que seuls les membres ayant la plus grande utilisation du libre-service intégral affichent des durées se rapprochant de celles enregistrées pour motif travail.

La dernière perspective se concentre à développer une méthode capable d'exploiter correctement les emprunts déduits d'une capture successive des positions des véhicules en libre-service sur un site Internet. Étant donné la disponibilité publique de l'information sur ces véhicules partagés, plusieurs méthodes différentes ont été recensées dans la littérature afin d'exploiter ces données. Celles-ci n'ont toutefois pas été validées à ce jour. Donc, en ayant accès à trois sources de données passives, une méthode en quatre étapes est proposée. De façon sommaire, les données GPS sont employées pour caractériser les emprunts, les données géolocalisées pour modéliser le comportement de réservation a priori d'un véhicule et les données capturées pour être catégorisées à l'aide du modèle multi-logit développé.

Les connaissances sur le comportement de l'utilisateur déduites des travaux de recherche de cette thèse ont permis de mieux comprendre la dynamique d'usage des deux systèmes à l'intérieur de l'écosystème d'autopartage de Communauto. Par contre, les connaissances du domaine sont à un niveau où plusieurs questions restent en suspens et donc de futurs travaux sur la question doivent être entrepris. Notamment, il est encouragé d'évaluer les questionnements stratégiques comme les effets qu'apporte un triplet d'offre (densité de véhicules / configuration de la zone de service / politiques opérationnelles et tarifaires) sur le comportement des membres et ce, tout en gardant

une perspective d'expansion de service. Également, les questions traitant des impacts et bénéfices traditionnellement explorés pour l'autopartage basé stations doivent être explorés, mais selon un regard qui prend en compte l'interrelation entre les deux services et non pas selon une approche dichotomique traditionnelle.

ABSTRACT

This thesis aims to contribute to carsharing user behaviour body of knowledge by investigating the Montreal case. Communauto, the oldest carsharing operator in North America, proceeded to add a free-floating service to its established station-based solution in 2013. As station-based carsharing is the oldest form of carsharing and the most popular one, one-way solutions as free-floating carsharing stormed the market in the last decade. Those carsharing schemes allow members to perform one-way trips, thus increasing the flexibility of the service. The Montreal market, with both station-based and free-floating solutions integrated under the same operator, has created a unique carsharing ecosystem where both services are interrelated and where members enjoy an increased value proposition.

Albeit the fact the station-based service has been pretty well established, the free-floating service, labelled under the name *Auto-mobile*, started in modest ways with only 24 all-electric vehicles and a service area that covers essentially the Plateau-Mont-Royal borough. Five years later, the service has grown substantially with more than 600 shared vehicles with a service area size of more than 100 km².

Both the increased worldwide carsharing popularity and the Montreal integrated carsharing ecosystem provide unique research opportunities on user behaviour. With the increase of one-way schemes, new field of studies came to light, while fields heavily studied under the station-based paradigm are now meant to be looked over again through the lense of this new service.

Thus, in a context where the main research objective of this thesis has been the modelling of the user behaviour under a unified carsharing ecosystem, five main perspectives have been investigated to contribute to the body of knowledge. To do so, data from origin-destination surveys and passive data streams (transactional, GPS, geo-coded) coming from the carsharing operator Communauto have been used.

The first perspective investigates differences between station-based carsharing and bikesharing members. Leveraging two origin-destination travel surveys, members from both services are compared with respect to their socio-demographic features, but also in regards to their household and general mobility behaviours. The use of transactional data from both Communauto and Bixi operators allows to cluster respondents according to their intensity of use. Amongst the results,

carsharing members showed a lower car ownership in addition to performing more transit and active trips than bikesharing members.

The second perspective compares the differences between electric and hybrid car use inside a mixed free-floating car fleet. With the help of transactional and GPS data, descriptive statistics are estimated. First, the differences in use between both vehicle types, according to the travelled distance, show a reduction in electric car use for distances above 24 km. On spatial dispersion, activities performed by electric cars are less inclined to be made outside of the service area and also create smaller standard deviational ellipses which means they are more concentrated. Finally, a logit regression model is estimated with the chosen vehicle type as dependent variable in situations where the member has a choice. Cold temperatures, gender (females), car level of charge (low) and expected travel distance (high) are factors lowering the odds ratio to select an electric vehicle.

The third perspective investigates the adoption dimension. Being a strategic component for operators, the implementation of a free-floating service in parallel to a station-based service is not trivial. First, a classification of all members is performed to better understand the adoption process. Adoption level is then presented in a longitudinal way showing differences between user types and similarities between zones. Finally, data from the Quebec City market is used to compare the adoption level from both cities. While the adoption is similar, new free-floating member adoption is somewhat underperforming. Potential model components are then suggested to tackle the adoption dimension in regard to insights developed in the study.

The fourth perspective aims to better understand the spatio-longitudinal behaviours in a free-floating setting. First, both trip ends are looked over to investigate their relation with the members' home location. Then, the same analysis is picked up, but this time to evaluate the potential usage of the free-floating service to reach to the metro station network. The proportion of symmetric trips in the system is evaluated. Results show that a significant portion of those trips are being made by members with highest levels of service usage. When looking at the inferred activity duration, symmetric trips are being made for shopping/leisure purposes, and also for commuting but only amongst the highest usage class of users. Finally, members' service exposure is analyzed. Results show a constant increase in the area covered by trip ends with a

slight decay (after a few periods) in the rate at which a member increases its overall service exposure.

The last perspective proposes a new method to assess one-way trips in a free-floating carsharing setting based on a limited web-based harvested dataset. With the need for a member to locate an available shared vehicle, operators disclose vehicle position in real-time. Those car positions are then harvested in a continuous way to deduce trips made in the system. Split in four steps, the proposed method uses GPS, geo-coded and harvested passive data streams. In all, the multi-logit model allows to classify harvested trips into one-way trips, round-trips and one-way trips with stopovers. Results show a relatively good model accuracy, but the model tends to overestimate one-way trips while underestimating one-way trips with stopovers. This method can be used to characterize other services and markets where access to proprietary data is not possible.

Contributions from all five perspectives contribute to enrich the body of knowledge on the user behaviours in a carsharing ecosystem setting either from an empirical, methodological or strategic point of view. Contributions are useful for the scientific community, but also for Communauto, for other carsharing operators, and for all actors that are engaged in the mobility aspect of our cities. Nevertheless, the body of knowledge on the subject still needs great attention. Thus, it is recommended looking at strategic issues as the impact of supply on demand to help develop new tools for operators willing to expand their service. Finally, the environmental impact assessment of free-floating solutions should be looked over with an integrated point of view considering the various factors affecting user behavior in a dual-mode carsharing ecosystem.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ	V
ABSTRACT	IX
TABLE DES MATIÈRES	XII
LISTE DES TABLEAUX.....	XX
LISTE DES FIGURES	XXII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XXVI
LISTE DES ANNEXES	XXVII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Contexte	1
1.1.1 L'autopartage au sein d'un cocktail de mobilité urbain	3
1.1.2 Tendances vers l'électrification des transports	4
1.1.3 Dynamique d'un écosystème d'offres complémentaires d'autopartage	4
1.1.4 Comportement de mobilité des membres de l'autopartage en libre-service intégral ...	6
1.1.5 Exploitation des données capturées comme donnée passive dans la modélisation du comportement des membres	6
1.2 Enjeux et objectifs	7
1.3 Contributions originales	10
1.4 Plan du document	11
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	12
2.1 L'autopartage	12
2.1.1 Début, évolution et situation actuelle	12

2.1.2	Les différentes phases de l'histoire de l'autopartage	14
2.2	Définitions et terminologies	18
2.2.1	L'autopartage	18
2.2.2	L'autopartage traditionnel basé stations (TRAD)	20
2.2.3	L'autopartage en sens unique	20
2.2.4	Prêt entre personnes (PEP)	21
2.2.5	Covoiturage	22
2.2.6	Chaînes de déplacements	22
2.3	Bénéfices de l'autopartage	25
2.3.1	Impacts généraux	25
2.3.2	Impacts spécifiques	26
2.3.3	Synthèse spécifique	31
2.4	Comportement de l'utilisateur	34
2.4.1	Motivations à adhérer à un service d'autopartage	34
2.4.2	Caractéristiques des membres et attributs du voisinage	35
2.4.3	Motifs lors de l'utilisation	36
2.4.4	Études basées sur l'analyse des données transactionnelles, de traces GPS et de systèmes d'information géographique	36
2.4.5	Études basées sur des simulations multi-agents	40
2.4.6	Synthèse spécifique	42
2.5	Littérature sur les systèmes à sens unique	47
2.5.1	Les débuts de l'autopartage en sens unique	47
2.5.2	Catégorisation de la littérature	47
2.5.3	Problèmes de débalancement de l'offre	48

2.5.4	Impacts des véhicules partagés en libre-service intégral sur les bénéfices de l'autopartage.....	50
2.5.5	Comportement empirique des membres.....	56
2.5.6	Considérations stratégiques.....	61
2.5.7	Benchmarking (études comparatives)	64
2.5.8	Synthèse spécifique	65
2.6	Synthèse	70
CHAPITRE 3	DÉMARCHE DE L'ENSEMBLE DU TRAVAIL.....	73
3.1	Méthodologie liée à la collecte et aux traitements des données.....	73
3.1.1	Collecte et importation des données.....	73
3.1.2	Valorisation des données transactionnelles.....	77
3.1.3	Valorisation des données géolocalisées	77
3.1.4	Valorisation des données GPS	77
3.1.5	Valorisation des données capturées.....	78
3.1.6	Valorisation des données spatiales.....	79
3.1.7	Valorisation des données d'enquêtes	80
3.1.8	Synthèse des sources de données passives	80
3.2	Méthodologie de l'activité de recherche	82
3.2.1	Enquête sur la composition sociodémographique et de la mobilité des membres de l'autopartage et du vélopartage	82
3.2.2	Caractérisation de la différence d'usage entre les véhicules électriques et hybrides dans un service d'autopartage en libre-service intégral	83
3.2.3	Dynamique de l'adoption des membres dans un contexte de services d'autopartage complémentaires.....	84

3.2.4	Caractérisation de l'intensité d'usage et du comportement spatio-temporel des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral.....	85
3.2.5	Conception méthodologique permettant l'exploitation des données passives capturées dans la modélisation du comportement des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral.....	87
CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CARSHARING VS BIKESHARING: COMPARING MOBILITY BEHAVIORS		89
4.1	Introduction	91
4.2	Background	91
4.3	Methodology	94
4.3.1	Data collection.....	94
4.4	Processing of Carsharing Members Data	97
4.5	Processing of Bikesharing Members Data	97
4.6	Survey validation.....	97
4.7	Response Control	98
4.7.1	Response Weighting.....	101
4.8	Results	101
4.8.1	Person/household descriptive analysis	101
4.8.2	Mode Share and Modal Transition.....	104
4.8.3	Multinomial Logit Model.....	106
4.9	Conclusion.....	109
4.10	Acknowledgments.....	111
CHAPITRE 5 ARTICLE 2: ELECTRIC AND HYBRID CAR USE IN A FREE-FLOATING CARSHARING SYSTEM		112
5.1	Introduction	113

5.2	Background	114
5.2.1	Definitions	114
5.2.2	Electric Vehicles	114
5.3	Methodology	117
5.3.1	Case study	117
5.3.2	Information System	119
5.3.3	Data Processing	119
5.4	Results	122
5.4.1	Descriptive Analysis	122
5.4.2	Distance analysis	123
5.4.3	User Activity	124
5.4.4	Free-Floating Vehicle Choice Model	126
5.5	Conclusion and Comparison with Other Studies	131
5.6	Acknowledgments	132
CHAPITRE 6 ARTICLE 3: CASE STUDY ON CARSHARING SERVICE ADOPTION DYNAMIC IN A DUAL-MODE SETTING: STATION-BASED AND FREE-FLOATING .. 133		
6.1	Introduction	134
6.2	Background	135
6.2.1	Carsharing Terminology	136
6.2.2	Station-Based Adoption Paradigm	136
6.2.3	Arrival of One-way Schemes	137
6.2.4	Dual-Mode Setting	139
6.2.5	Synthesis.....	139
6.3	Case study	140
6.3.1	Carsharing operator	140

6.3.2	Information System	142
6.4	Methodology	143
6.5	User Classification	144
6.6	Longitudinal Carsharing Adoption Dynamic at a Service Level	145
6.7	Adoption Normalization.....	148
6.8	Longitudinal Carsharing Adoption Dynamic at the Zone Level	149
6.9	Quebec City market comparison	151
6.9.1	Model formulation.....	151
6.9.2	Results	153
6.9.3	Model Discussion.....	154
6.10	Conclusion.....	156
6.11	Acknowledgments	157
CHAPITRE 7	ARTICLE 4: EXPLORING SERVICE USAGE AND ACTIVITY SPACE EVOLUTION IN A FREE-FLOATING CARSHARING SERVICE.....	158
7.1	Introduction	159
7.2	Background	160
7.3	Case study	162
7.4	Methodology	164
7.5	Service usage.....	165
7.6	Activity Space	168
7.6.1	Home Location Relation	169
7.6.2	Trip Chaining and Symmetrical Trips.....	170
7.6.3	Mass Transit Access.....	175
7.6.4	Activity Space Evolution	177
7.6.5	Activity Space Recurrence	179

7.7	Conclusion.....	181
7.8	Acknowledgments.....	183
CHAPITRE 8	MÉTHODE D'EXPLOITATION DE DONNÉES PASSIVES CAPTURÉES	184
8.1	Mise en contexte.....	184
8.2	Méthodologie	185
8.3	Caractérisation des emprunts	186
8.3.1	Statistiques descriptives	186
8.3.2	Choix des critères et classification des emprunts.....	190
8.3.3	Visualisation de la classification proposée.....	192
8.4	Modélisation du temps d'emprunt a priori.....	193
8.5	Modèle de classification d'emprunts capturés	197
8.5.1	Estimation du modèle.....	197
8.5.2	Application du modèle	199
8.6	Validation de la littérature.....	199
CHAPITRE 9	DISCUSSION GÉNÉRALE	202
9.1	Synthèse des chapitres portant sur les contributions de la thèse	203
9.1.1	Enquête sur la composition sociodémographique et de la mobilité des membres de l'autopartage et du vélopartage	203
9.1.2	Caractérisation de la différence d'usage entre les véhicules électriques et hybrides dans un service d'autopartage en libre-service intégral	205
9.1.3	Dynamique de l'adoption des membres dans un contexte de services d'autopartage complémentaires.....	207
9.1.4	Caractérisation de l'intensité d'usage et du comportement spatio-longitudinal des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral.....	209

9.1.5 Développement méthodologique permettant l'exploitation des données passives capturées dans la modélisation du comportement des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral.....	212
9.2 Discussion générale.....	215
9.2.1 Portrait de mobilité des membres de l'autopartage.....	215
9.2.2 Portrait de l'utilisation de véhicules électriques dans une flotte mixte.....	217
9.2.3 Portrait longitudinal d'adoption du service par les membres dans un écosystème de services d'autopartage.....	218
9.2.4 Portrait de l'utilisation spatio-longitudinale d'un service d'autopartage LSI.....	220
9.2.5 Méthodologie d'exploitation d'emprunts capturés	221
9.3 Synthèse	223
9.3.1 Perspectives de recherche.....	223
CHAPITRE 10 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	228
10.1 Contributions.....	228
10.2 Limitations	231
10.2.1 Spécifiques	231
10.2.2 Générales.....	232
10.3 Perspectives.....	233
BIBLIOGRAPHIE	235
ANNEXES	269

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 Résumé des objectifs de recherche.....	9
Tableau 2.1 Synthèse spécifique des articles cités dans la section 2.3 (en ordre de citation dans le texte).....	32
Tableau 2.2 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.4 (en ordre de citation dans le texte).....	44
Tableau 2.3 Synthèse des résultats des trois études sur la mobilité des usagers du LSI.....	55
Tableau 2.4 Synthèse de méthodes pour caractériser un emprunt avec ensembles de données limités	60
Tableau 2.5 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.5 (en ordre de citation dans le texte).....	66
Tableau 3.1 Descriptif sommaire des principales sources de données employées	75
Tableau 3.2 Synthèse des caractéristiques propres à chaque source de données passives.....	81
Table 4.1 Summary of various key figures by survey group and intensity of use (results displayed are in % of sub-group total).....	103
Table 4.2 Multinomial Logit Model Variables Used Description	107
Table 4.3 Results of Multinomial Logistic Regression of Membership Type Choice.....	109
Table 5.1 Descriptive analysis of both car technologies (from August 1st 2014 to October 31st 2014).....	123
Table 5.2 Variables for regression model	128
Table 5.3 Preliminary logit model output (1,059 observations)	129
Table 5.4 Final logit model output (1,059 observations)	129
Table 6.1 Correlation between the monthly adoption count in each zone and the calculated metrics	148
Table 6.2 Mean weighted normalized monthly adoption ratio per user group (per 1000 active members in the last 6 months prior to a zone opening)	151

Table 6.3 New Potential Components for Model Adjustment	155
Table 7.1 Criteria used for all trip types.....	175
Tableau 8.1 Définitions des indicateurs présentés à la Figure 8.2	188
Tableau 8.2 Classification des emprunts selon les critères pressentis	190
Tableau 8.3 Analyse de sensibilité des critères employés sur la classification initiale	191
Tableau 8.4 Résultats de l'estimation du modèle multinomial logit.....	198
Tableau 8.5 Matrice de confusion de la performance du modèle	198
Tableau 8.6 Distribution des emprunts capturés selon la classification développée	199
Tableau 8.7 Application des méthodes retrouvées dans la littérature (basé sur le Tableau 2.4)..	200
Tableau 10.1 Sommaire des contributions de la thèse	230
Tableau A.1 Synthèse des impacts environnementaux provenant d'études nord-américaines (traduction libre, (Shaheen et al., 2012)).....	269
Tableau B.1 Synthèse des facteurs résultant au succès de l'autopartage	271
Tableau C.1 Exemples de services d'autopartage en sens unique et les leçons retenues (traduction libre (Shaheen et al., 2015))	273
Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1	274
Tableau H.1 Perspectives proposées de la thèse	284

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Couverture de l'écosystème de services d'autopartage de Communauto à Montréal (juin 2018).....	3
Figure 1.2 Dynamique interne et externe de l'écosystème de services d'autopartage à Montréal ...	5
Figure 2.1 Mécanismes des diverses formes d'autopartage (Trépanier et al., 2015).....	19
Figure 2.2 Représentations de a) chaîne simple b) chaîne complexe (Valiquette et Morency, 2010).....	23
Figure 2.3 Représentations de a) chaîne complexe mono-boucle b) chaîne complexe multi-boucles (Valiquette et Morency, 2010)	24
Figure 2.4 Chaîne de causalité des impacts de l'autopartage (Traduction libre (Millard-Ball et al., 2005))	25
Figure 2.5 Distribution du changement annuel des GES des usagers de l'autopartage (Martin et Shaheen, 2011a)	28
Figure 2.6 Synthèse des relations entre les concepts relevant de la littérature sur l'autopartage ...	72
Figure 3.1 Modèle relationnel de données du système d'information	76
Figure 3.2 Processus de transformation des positions systématiques de véhicules en libre-service en emprunts déduits.....	78
Figure 3.3 Décomposition d'un emprunt provenant d'une capture systématique	79
Figure 3.4 Vue d'ensemble de la méthodologie de la méthode menant à l'exploitation des emprunts capturés.....	87
Figure 4.1 Manipulations and datasets summary for the results section.....	96
Figure 4.2 Summary on demographic, spatial and intensity of use controls. A) Demographic control; B) Spatial control; C) Intensity of use control; D) Characteristics on user's group population (% of users, intensity of use indicators (transaction), and proportion of all transactions made by the group).....	100
Figure 4.3 Modal share split when BIXI is in operation in Montreal; respondents count is indicated; total trip count = 4,746	105

Figure 5.1 Evolution of Communauto's AuM service area from June 2013 to April 2015.....	118
Figure 5.2 Client classification and distribution	121
Figure 5.3 AuM fleet evolution with SA size and reservation volume	122
Figure 5.4 Usage rate of vehicle type by distance travelled (km).....	124
Figure 5.5 SDEs of user EV and HV activities (scale 1:100,000)	126
Figure 6.1 Communauto operating area for the station-based and the free-floating service in Montreal	141
Figure 6.2 Auto-mobile (FFcs) service area evolution from June 2013 to February 2018. For each expansion, the date of introduction (YYYY-MM) / size of the SA / number of active vehicles are displayed.....	142
Figure 6.3 User classification decision tree in a dual-type carsharing setting	144
Figure 6.4 Monthly adoption per user group for the whole service (vertical dashed lines represent service expansion; the dots represent the vehicle fleet size).....	146
Figure 6.5 Monthly rates per adoption type and zone (LOESS interpolation)	150
Figure 6.6 Monthly adoption for the Quebec City market with forecasts based on the Montreal market (the value of the SBcs-FFcs group is truncated at 2015-07 for 96.0)	153
Figure 7.1 Montreal's market carsharing supply (Communauto only).....	163
Figure 7.2 Study design: Analyses, operations & used datasets (t=transactional, u=user, g=geocoded).....	165
Figure 7.3 Evolution of key metrics for both carsharing services (vertical dashed lines represent FFcs service expansion, only stations inside the service area were considered)	166
Figure 7.4 Demographic composition evolution.....	167
Figure 7.5 Member-period user types evolution (nominal values removed for confidentially purpose).....	168
Figure 7.6 Home location interaction evolution (400 m criterion)	169
Figure 7.7 Trip chaining and symmetric trip proportion evolution.....	171

Figure 7.8 Distribution of time difference between two symmetric trips	172
Figure 7.9 Heat map of density differences between symmetric and regular trips	174
Figure 7.10 Trips to and from the metro network (from June 2017 to May 2018 on weekdays; only trips with trips' ends inside the investigated area are considered).....	176
Figure 7.11 Examples of two members and their cumulative usage 10 periods apart (origins are shown)	178
Figure 7.12 Evolution of the size covered by trips' ends areas	179
Figure 7.13 Distribution of detected clusters by DBscan.....	180
Figure 7.14 Distribution of trip recurrence (proportion of trips ending in the most visited tile).181	
Figure 8.1 Relation des sources de données sur le processus de classification des emprunts capturés en ligne.....	185
Figure 8.2 Distributions de 12 indicateurs provenant d'emprunts retrouvés dans l'ensemble de données GPS	189
Figure 8.3 Relations entre les deux prédicteurs principaux du modèle final et la classification proposée	193
Figure 8.4 Distribution des emprunts selon la durée de la réservation a priori (troncature à droite)	194
Figure 8.5 Distributions de la durée de réservation a priori selon des variables reliées à la demande (a), à l'offre (b), au temps (c) et à l'espace (d)	195
Figure 8.6 Distribution des durées de réservation a priori selon la durée d'emprunt totale	197
Figure 9.1 Représentation à haut niveau des contributions de la thèse.....	202
Figure 9.2 Positionnement de la contribution 1 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6	204
Figure 9.3 Positionnement de la contribution 2 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6	206
Figure 9.4 Positionnement de la contribution 3 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6	208

Figure 9.5 Positionnement de la contribution 4 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6	211
Figure 9.6 Positionnement de la contribution 5 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6	214
Figure 9.7 Diagramme des perspectives de la thèse calqué sur la représentation de la section 2.6	227
Figure E.1 Diagramme des contributions empiriques de la thèse	281
Figure F.1 Diagramme des contributions méthodologiques de la thèse	282
Figure G.1 Diagramme des contributions stratégiques de la thèse	283

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

API	Application program interface
CSA	CarSharing Association
OD	Origine-destination
EOD	Enquête origine-destination
GES	Gaz à effet de serre
GPS	Global Positioning System (système de localisation par satellite)
LSI	Autopartage en <u>libre-service intégral</u>
OD	Origine-destination
PEP	Prêt entre personnes
RTM	Réseau de transport métropolitain
SIG	Système d'information géographique
STM	Société de Transport de Montréal
SUS	Autopartage en sens unique avec stations
TC	Transport en commun
TRAD	Autopartage <u>traditionnel</u> (basé stations)
VÉ	Véhicule électrique
VH	Véhicule hybride
VKP	Véhicule-kilomètre parcouru

LISTE DES ANNEXES

Annexe A - Synthèse des impacts environnementaux provenant d'études Nord-Américaines (Traduction libre, (Shaheen et al., 2012))	269
Annexe B – Synthèse des facteurs résultant au succès de l'autopartage	271
Annexe C - Exemples de services d'autopartage en sens unique et les leçons retenues (Traduction libre (Shaheen et al., 2015))	273
Annexe D – Définitions des variables présentées dans le système d'information du chapitre 3	274
Annexe E– Diagramme des contributions empiriques de la thèse	281
Annexe F– Diagramme des contributions méthodologiques de la thèse	282
Annexe G– Diagramme des contributions stratégiques de la thèse	283
Annexe H– Perspectives proposées de la thèse	284

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte

Le cocktail de mobilité des personnes s'est étoffé ces dernières années avec notamment l'essor de solutions de mobilité partagée tel que l'autopartage (Cohen et Kietzmann, 2014). L'autopartage, fondé en 1948 en Suisse et popularisé en Europe et en Amérique du Nord dans les années 90, a vu son nombre de membres et de véhicules croître à un rythme soutenu dans les 10 dernières années (Shaheen, Cohen et Jaffee, 2018b). L'autopartage, de façon générique, met à la disposition de ses membres une flotte de véhicules libres d'accès pour une utilisation de courte et moyenne durée et dont le membre est facturé selon son intensité d'utilisation et/ou selon l'abonnement dont il dispose (Millard-Ball et al., 2005). L'autopartage se situe alors au milieu des autres modes du cocktail de mobilité des villes en relation avec la distance de parcours et la flexibilité désirée (Kirby et al., 1999). L'autopartage est disponible aujourd'hui sous plusieurs formes dont l'autopartage basé stations ou traditionnel (TRAD), qui permet aux usagers d'effectuer une chaîne de déplacements en boucle depuis une station et qui est la plus populaire au monde à ce jour (Shaheen, Cohen et Jaffee, 2018a). Cette forme d'autopartage amène plusieurs bénéfices tant aux membres qu'à la société. On peut par exemple penser à la réduction du parc automobile privé et de la demande en stationnement, la réduction de la congestion routière et des émissions polluantes ainsi que la réduction des coûts de transport et par le fait même l'augmentation du niveau de mobilité des ménages n'ayant pas accès à une automobile (Millard-Ball et al., 2005).

Par contre, l'autopartage basé stations présente une contrainte importante pour l'utilisateur, celle d'avoir une origine et une destination identique, car l'utilisateur doit rapporter le véhicule à la station initiale après utilisation. Pour pallier cela, les systèmes en sens unique sont apparus, donnant une flexibilité accrue aux usagers, car ils permettent d'avoir une destination différente de l'origine au coût de ne pas pouvoir garantir la disponibilité des véhicules. Cette forme d'autopartage peut être essentiellement vue sous deux formes, soit basée stations (SUS) où l'utilisateur doit terminer son emprunt à une station ou bien en libre-service intégral (LSI), où l'utilisateur doit mettre fin à son emprunt à l'intérieur d'une zone de couverture préétablie. Les systèmes à sens unique, malgré leur popularité grandissante (Shaheen et al., 2018a), restent à ce jour un sujet moins mature dans

la littérature scientifique. Par exemple, des bienfaits de l'autopartage basé stations tels les bénéfices environnementaux, ne sont pas nécessairement transposables au libre-service intégral; une nouvelle revue détaillée desdits impacts doit être réalisée (Firnkorn et Müller, 2011). Cette forme d'autopartage amène également des créneaux de recherche non exploités auparavant, dont le problème de débalancement spatio-temporel des véhicules dans le système.

À Montréal, Communauto, entreprise pionnière en matière d'autopartage en Amérique du Nord, a commencé ses activités dans la région en 1995. Elle offre depuis un service d'autopartage basé stations, mais en juin 2013, Communauto a lancé son projet d'autopartage en libre-service intégral (Communauto, 2013). Le service a ainsi débuté avec une flotte de 24 véhicules complètement électriques et une zone de desserte couvrant essentiellement le Plateau-Mont-Royal. Puis, Communauto a développé son service en effectuant des expansions à la zone de couverture et des ajouts au niveau de la flotte de véhicules. En date de juin 2018, c'est plus de 610 véhicules en libre-service et 1090 véhicules basés stations qui composent la flotte de Communauto pour le marché de Montréal (plus de 105 véhicules électriques). La Figure 1.1 présente la couverture spatiale des deux services ainsi que l'évolution des phases d'expansion du service Auto-mobile. On peut ainsi constater que le développement du service LSI s'est fait en grande partie en chevauchant les territoires déjà établis par le service basé stations, d'où la complémentarité entre les deux offres. De plus, l'arrimage entre les services de l'entreprise d'autopartage et le service de transport collectif structurant est évident. Communauto présente une offre basée stations au nord (Laval) et au sud (Longueuil) de l'île, tandis que le libre-service intégral n'est seulement offert qu'à Montréal.

Au niveau des politiques tarifaires et opérationnelles, Communauto offre une large gamme de forfaits à ses membres. Les forfaits qui incluent l'utilisation du service basé stations offrent automatiquement l'accès aux véhicules en libre-service intégral, tandis que le contraire n'est pas possible. Cette inclusion des véhicules du LSI dans un forfait du TRAD permet alors de réduire les barrières à l'utilisation du nouveau service LSI pour les membres existants. Également grâce à la parité tarifaire, les membres peuvent emprunter un véhicule en libre-service pour une longue durée et ne payer que le tarif le moins dispendieux entre celui de leur forfait ou le tarif de base du service LSI. Un membre peut donc utiliser un véhicule LSI dans le cas où aucun véhicule basé stations n'est disponible à proximité et ce, sans être désavantagé au niveau tarifaire.

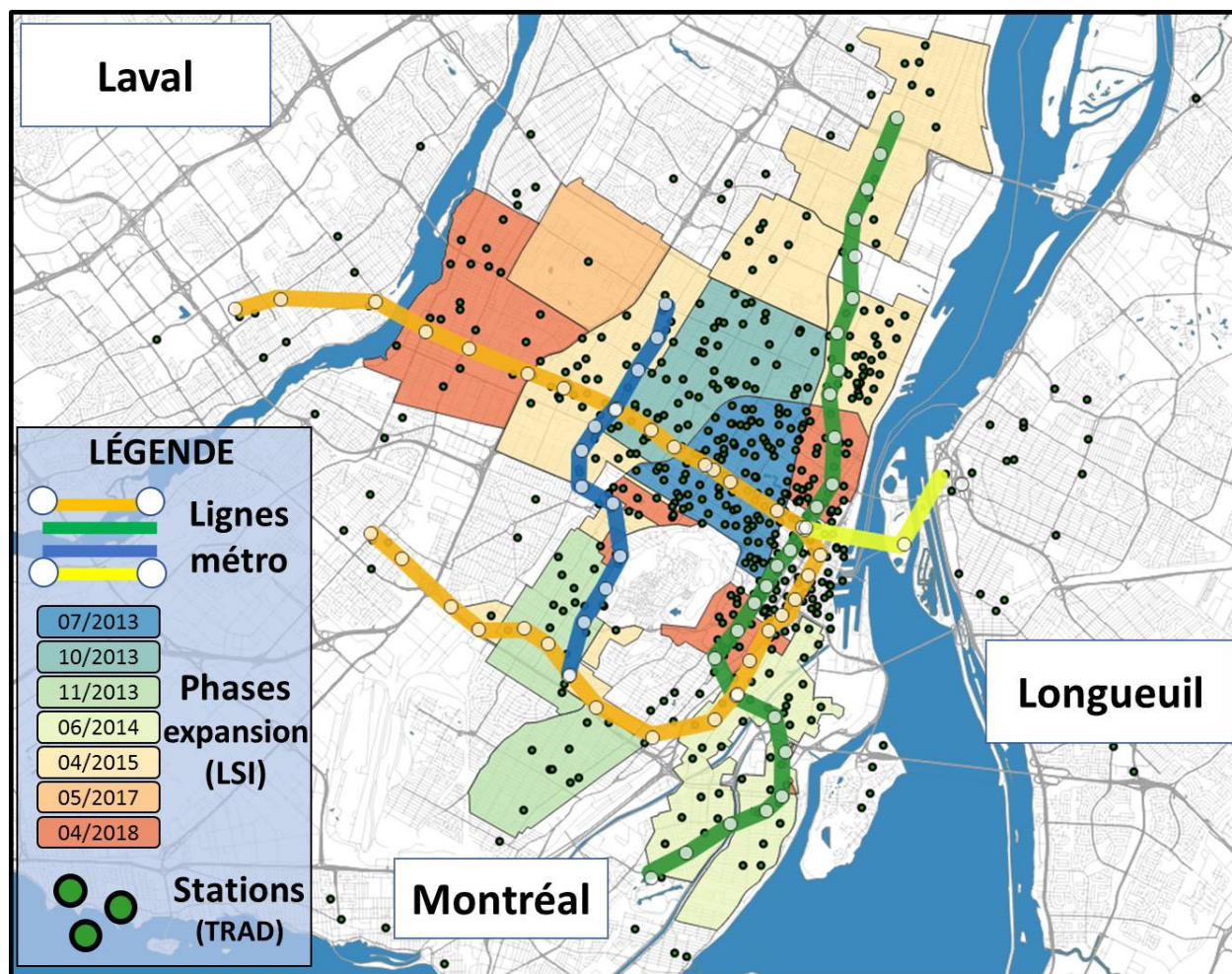


Figure 1.1 Couverture de l'écosystème de services d'autopartage de Communauto à Montréal (juin 2018)

En plus du contexte général de l'étude, plusieurs contextes spécifiques ont été répertoriés et présentés dans les prochaines sous-sections.

1.1.1 L'autopartage au sein d'un cocktail de mobilité urbain

L'autopartage est un moyen convivial d'accéder à un véhicule particulier en milieu urbain. Cependant, l'autopartage n'est pas la seule avenue lorsqu'un citoyen manifeste le besoin de se déplacer. Le contexte montréalais présente plusieurs options, tant au niveau de la mobilité personnelle, active et partagée, sans omettre les outils technologiques mis à la disposition de tous. De l'auto solo traditionnelle, à la marche, le vélo, le taxi, sans oublier le transport collectif, l'autopartage, le vélopartage et des agrégateurs de données comme l'application « Transit » ne

sont qu'une partie des éléments retrouvés à Montréal. Les opérateurs de services de mobilité, autant que les planificateurs urbains, ont besoin de comprendre les habitudes de mobilité des citoyens. Les enquêtes origine-destination (EOD) quinquennales réalisées par les partenaires transport de la région de Montréal sous la responsabilité de l'Agence régionale de transport métropolitain (ARTM) offrent une occasion unique de modéliser le comportement de mobilité de la population de la région métropolitaine.

1.1.2 Tendances vers l'électrification des transports

Plusieurs initiatives et mesures ont encouragé la popularité ainsi que l'adoption de véhicules électriques au Québec et ce, également dans l'industrie de l'autopartage. Premièrement, en 2015 le Ministère des Transports du Québec a lancé son plan d'électrification des transports afin de positionner la province comme un leader mondial en transport et économie durable en visant à notamment augmenter le parc de véhicules électriques québécois et réduire les émissions polluantes (Gouvernement du Québec, 2015). En second lieu, la Ville de Montréal a statué à plusieurs reprises sur un plan de transition pour les flottes de véhicules en libre-service thermiques vers des flottes électriques (Ferraris, 2016; Ville de Montréal, 2016). Cette dernière position accentue la pression aux opérateurs d'autopartage d'effectuer des investissements dans l'acquisition et l'introduction de ce type de véhicules. En plus des positions de la Ville centre, l'autonomie limitée de ces véhicules, leur coût, le processus de recharge, le climat québécois ainsi que le comportement des membres sont tous des facteurs que l'opérateur doit prendre en considération dans leur implantation à plus grande échelle.

1.1.3 Dynamique d'un écosystème d'offres complémentaires d'autopartage

Communauto, avec son offre complémentaire de services d'autopartage à Montréal, amène une complexité accrue au niveau de l'effort de modélisation du système. Idéalement, le comportement des membres doit être étudié à l'intérieur d'un tout, soit un écosystème, et non pas seulement au niveau du service utilisé. Plusieurs décisions stratégiques qui ont été mises en place par l'opérateur montréalais contribuent à renforcer la notion d'écosystème. On peut notamment souligner le développement de la zone du service LSI qui chevauche le réseau de stations du TRAD, la création d'une adhésion unique pour accéder aux deux services ainsi que l'implantation d'une structure tarifaire qui encourage l'utilisation des deux services.

En somme, plusieurs facteurs internes et externes créent des opportunités de recherche intéressantes. La Figure 1.2 présente une vue non exhaustive de la dynamique observée dans l'écosystème d'autopartage de Communauto pour le marché montréalais.

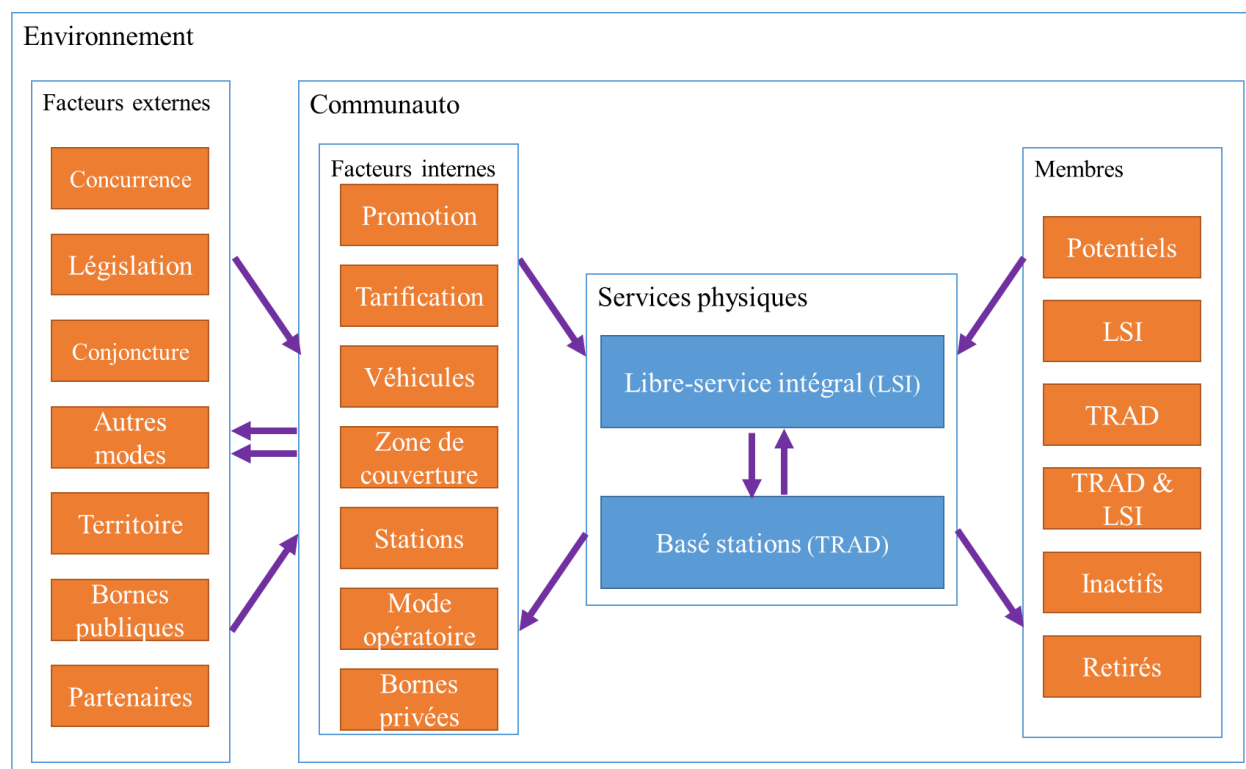


Figure 1.2 Dynamique interne et externe de l'écosystème de services d'autopartage à Montréal

La figure démontre alors plusieurs interrelations, tout d'abord, entre les deux services de Communauto. On peut penser que la disponibilité des véhicules d'un service peut potentiellement affecter le service homologue. Du côté des membres, cette offre double peut également créer plusieurs classes de membres selon leur utilisation. Au niveau de Communauto, ses propres politiques internes (mode opératoire) et externes (prix des services, politiques d'utilisation, offres) peuvent avoir un impact sur la performance du système. Au niveau des facteurs externes, on peut énumérer la présence de modes alternatifs, la législation, les opérateurs concurrents, les partenariats avec d'autres sociétés ou opérateurs de mobilité et autres.

1.1.4 Comportement de mobilité des membres de l'autopartage en libre-service intégral

Tel que soulevé par Firnkorn et Müller (2011), la nature opérationnelle distincte de l'autopartage en libre-service intégral, comparé à la forme basée stations, fait en sorte que l'on doit procéder à nouveau à l'évaluation des impacts et bénéfices de l'usage du LSI. Cette réflexion a mené des chercheurs à s'y intéresser, comme dans le cas de Martin et Shaheen (2016) où les membres de car2go dans cinq villes nord-américaines ont été sondés au niveau de leur comportement de mobilité et de leur possession automobile. C'est également le cas des sociétés de transport comme la STM qui ont exprimé leur désir de procéder à une évaluation de la complémentarité et de la compétitivité entre le libre-service intégral ainsi que le transport public (Morency, Trépanier, Wielinski, Gayraud et Bourdeau, 2018). Jumelée avec des connaissances toujours limitées à ce jour au niveau du comportement des membres à l'intérieur d'un service en LSI, une compréhension de la dynamique comportementale des membres est recherchée par divers intervenants.

1.1.5 Exploitation des données capturées comme donnée passive dans la modélisation du comportement des membres

La venue des formes d'autopartage en libre-service a forcé les opérateurs de ces services à rendre disponibles, de façon conviviale, les données de géopositionnement des véhicules à leur clientèle. Grâce aux applications mobiles et web, les usagers peuvent facilement localiser et accéder à un véhicule en libre-service de leur choix. Bien qu'avant tout, cet accès à la donnée ait été dans une optique orientée-client, des entités comme des groupes de recherche ont commencé à capturer de façon systématique la position des véhicules en libre-service. Cette capture en continu fait en sorte de créer une nouvelle source de données passives puisque permettant la déduction des emprunts complétés. Bien que ces données passives ne comportent qu'un degré de résolution limité, plusieurs publications qui basent leurs analyses sur ces données passives ont été recensées. Par contre, puisque ces données ne couvrent pas complètement le portrait de la réalité, plusieurs hypothèses ont été employées par ces chercheurs lors de l'exploitation des données. Ces différences méthodologiques créent plusieurs disparités entre les différentes recherches. De plus, puisque bien souvent aucune donnée passive en parallèle n'est disponible, la validation des

hypothèses énoncées ne peut être effectuée et donc par le fait même des résultats qui en découlent.

1.2 Enjeux et objectifs

L'objectif structurant de cette thèse est la modélisation des membres ainsi que de leur comportement dans un écosystème de services d'autopartage, dans le but de contribuer aux connaissances du domaine et de mieux positionner l'autopartage. Ce regard se veut être dirigé selon plusieurs considérations, notamment stratégiques, afin d'aider Communauto, la communauté d'opérateurs d'autopartage, les planificateurs urbains et les décideurs publics dans leur approche face à cette forme de mobilité partagée.

Afin d'avoir un impact accru au sein de la communauté scientifique et des parties prenantes du projet, l'objectif structurant ainsi que les contributions originales de ce travail doctoral seront directement en lien avec les opportunités de recherche qui ont été présentées dans le contexte montréalais, mais qui peuvent être tout de même mises à profit auprès d'autres marchés. De ce fait, voici les enjeux et les pistes de réflexion soutenus dans le cadre de cette thèse.

1. La littérature recensée au niveau des attributs sociodémographiques et du comportement de mobilité des usagers de l'autopartage et du vélopartage est essentiellement présentée en vases clos. En effet, les deux groupes sont comparés à un groupe contrôle, habituellement la population, sans pour autant comparer les deux groupes dans un même contexte géographique, méthodologique et temporel. L'enquête OD réalisée à Montréal en 2013 est alors une excellente opportunité afin de lancer des enquêtes OD aux membres des services d'autopartage Communauto et de vélopartage Bixi.
2. La décision stratégique, pour un opérateur d'autopartage, d'investir dans la conversion d'une flotte électrique entraîne son lot de défis et problématiques (Jorge et Correia, 2013; Shaheen, Chan et Micheaux, 2015). Outre l'aspect financier, la relocation et la recharge des véhicules ainsi que le comportement des membres peuvent aussi en être influencés. La littérature ne recense que très peu d'éléments à ce sujet. Communauto, par l'intégration d'une flotte mixte (véhicules hybrides et électriques) et les pressions externes exercées sur l'opérateur (Figure 1.2), est un bon cas d'étude pour comprendre la

différence d'utilisation de ces deux types de véhicules à l'intérieur d'un libre-service intégral.

3. Le cas de Montréal, où deux services d'autopartage sont offerts sous une même structure, est un exemple innovant d'intégration et dont le modèle commence à être répliqué ailleurs auprès d'opérateurs en Europe et en Amérique. Face à cette nouvelle opportunité, certains opérateurs d'autopartage pourraient être portés de convertir leur service traditionnel en un service intégrant le basé stations et le libre-service intégral. Le cas de Montréal pourrait être une occasion d'explorer l'aspect hautement stratégique qu'est l'adoption et la conversion de membres actuels et potentiels. Cet aspect a été exploré de façon limitée dans la littérature.
4. Le comportement spatio-longitudinal des membres dans un service en LSI n'est toujours pas exploré et compris pleinement. En effet, plusieurs questionnements sont toujours d'actualité au niveau de l'usage fait par les membres ainsi que de leur comportement en termes de récurrence d'utilisation. Quoique le transfert modal des membres après leur adhésion à un service d'autopartage de type LSI, notamment au niveau des modes jugés durables, intéresse les décideurs publics, la caractérisation du comportement des membres peut aider l'opérateur à mieux positionner ses politiques et peut aider à mieux situer ce mode dans le cocktail de mobilité des villes.
5. Avec l'emploi des données capturées comme données passives dans la caractérisation de l'usage d'un service d'autopartage en LSI par les membres, un besoin de développer une méthodologie pour exploiter ces données est ressenti. Le développement de cette méthode permettra de confirmer ou d'infirmer des résultats préalablement publiés, mais également de donner des outils aux groupes de recherche pour faciliter l'exploitation de cette source de données. De plus, la possibilité d'effectuer des études comparatives entre services et villes sera ainsi facilitée.

Les objectifs qui en découlent sont alors articulés dans le Tableau 1.1, tandis que la section 1.3 y présente les contributions originales.

Tableau 1.1 Résumé des objectifs de recherche

Thème	Enjeux	Objectif de recherche principal	Objectifs de recherche secondaires
<ul style="list-style-type: none"> • L'autopartage au sein d'un cocktail de mobilité urbain. 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin de situer l'autopartage dans le cocktail de mobilité urbain sur de mêmes bases comparatives. 	<ul style="list-style-type: none"> • Positionner l'autopartage face à d'autres modes partagés comme le vélopartage. 	<ul style="list-style-type: none"> • Caractériser les facteurs sociodémographiques et de ménage des différents segments d'utilisateurs de mobilité partagée. • Caractériser la part modale des membres.
<ul style="list-style-type: none"> • Tendances vers l'électrification des transports. 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin de comprendre la différence d'utilisation des véhicules électriques dans une flotte mixte. 	<ul style="list-style-type: none"> • Modéliser la différence d'utilisation des véhicules selon leur source énergétique. 	<ul style="list-style-type: none"> • Caractériser la différence d'utilisation selon la distance d'emprunt. • Caractériser la différence d'utilisation selon l'emprise des lieux d'activité. • Modéliser les facteurs déterminants dans la sélection du type de véhicule.
<ul style="list-style-type: none"> • Dynamique d'un écosystème d'offres en autopartage. 	<ul style="list-style-type: none"> • Besoin de comprendre la dynamique d'adoption du service par les membres lors de l'expansion de service. 	<ul style="list-style-type: none"> • Caractériser la dynamique longitudinale de l'adoption du service par les membres dans un écosystème de services d'autopartage. 	<ul style="list-style-type: none"> • Approfondir la classification des membres d'un service d'autopartage double. • Comprendre le comportement longitudinal et suite à l'expansion d'une zone sur l'adoption du service par les membres.
<ul style="list-style-type: none"> • Comportement de mobilité des membres de l'autopartage en libre-service intégral. 	<ul style="list-style-type: none"> • Manque de connaissances de l'utilisation faite par les membres du service LSI. 	<ul style="list-style-type: none"> • Comprendre la dynamique d'utilisation dans un libre-service intégral. 	<ul style="list-style-type: none"> • Caractériser l'impact du domicile sur l'utilisation des membres. • Caractériser la présence de stations de métro sur l'utilisation des membres. • Explorer l'utilisation effectuée avec le véhicule au niveau de l'enchaînement des emprunts. • Explorer le rythme d'apprentissage du système. • Explorer la récurrence spatiale des membres.

Tableau 1.1 Résumé des objectifs de recherche (suite et fin)

Thème	Enjeux	Objectif de recherche principal	Objectifs de recherche secondaires
<ul style="list-style-type: none"> • Exploitation des données capturées comme donnée passive dans la modélisation du comportement des membres. 	<ul style="list-style-type: none"> • Présence de méthodes disparates et non validées dans l'exploitation des données capturées. 	<ul style="list-style-type: none"> • Développer une méthode permettant l'exploitation juste des données provenant d'une capture systématique de la position des véhicules d'un service d'autopartage en libre-service intégral. 	<ul style="list-style-type: none"> • Recenser les différentes techniques employées dans la littérature. • Cibler les indicateurs pertinents pour caractériser les emprunts. • Comprendre et modéliser la réservation a priori de l'emprunt. • Développer un modèle simplifié permettant la classification des emprunts. • Comparer les méthodes de la littérature avec la méthode proposée.

1.3 Contributions originales

Le projet doctoral a permis de contribuer à la communauté scientifique, à l'opérateur Communauto ainsi qu'au groupe de recherche à plusieurs niveaux selon le thème abordé :

- Dégagement de connaissances approfondies des différences sociodémographiques, de ménage et de comportement modal entre les membres de l'autopartage basé stations et du vélopartage selon de mêmes bases comparatives (**thème 1**).
- Établissement de bases comparatives pour de prochaines études tant au niveau d'une comparaison longitudinale, d'une comparaison avec la population générale ou bien d'une comparaison avec les usagers du libre-service intégral (**thème 1**).
- Représentation quantitative et spatiale de la différence d'utilisation entre les véhicules conventionnels hybrides (VH) ainsi que les véhicules électriques (VÉ) au sein d'un service d'autopartage en libre-service intégral lorsque celui-ci offre une flotte mixte (**thème 2**).
- Développement d'un modèle de choix de véhicule lorsqu'un membre est dans une situation de choix (**thème 2**).

- Établissement d'une classification des membres dans un écosystème de services d'autopartage (**thème 3**).
- Dégagement de connaissances empiriques sur l'adoption du service par les membres de façon longitudinale et lors d'une expansion du service (**thème 3**).
- Dégagement de connaissances empiriques sur l'utilisation du service par les membres de façon spatiale et longitudinale dans le cadre d'un service d'autopartage en libre-service intégral (**thème 4**).
- Développement d'une méthode permettant d'exploiter les données passives obtenues d'une capture successive de la position des véhicules d'un service d'autopartage en libre-service intégral (**thème 5**).
- Possibilité de comparer les données empiriques du service de Montréal à d'autres opérateurs (car2go) et à d'autres villes (Québec, Halifax) (**thème 5**).

1.4 Plan du document

Le présent document est scindé en plusieurs chapitres. Tout d'abord, la présente section présente une mise en introduction du contexte ainsi que des objectifs et contributions de la thèse. Le second chapitre explore la littérature concernant l'autopartage puis dresse une synthèse des principales sphères de recherche. Puis, le Chapitre 3 présente la méthodologie employée, notamment le cadre de travail, les sources de données ainsi que leurs traitements respectifs afin de créer le système d'information inhérent aux activités de recherche. Les chapitres 4 à 8 présentent respectivement les recherches effectuées afin de contribuer à la modélisation du comportement des membres. Finalement, les chapitres 9 et 10 suivront avec la discussion générale ainsi que la conclusion.

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre présente une revue de l'état des connaissances de l'autopartage. Elle est alors scindée en six sections. D'abord, l'autopartage sera contextualisé au niveau des différentes phases de développement encourues (section 2.1). Puis, la terminologie et les concepts inhérents à l'autopartage sont définis à la section 2.2. L'état de l'art à proprement parlé sera débuté à la section 2.3 en mettant en valeur les impacts et bénéfices de l'autopartage sous une perspective dite traditionnelle et donc au niveau du basé stations. Puis, le comportement des membres suivra (section 2.4). La section 2.5 aura comme tâche de développer sur l'impact de la venue des systèmes à sens unique comme le libre-service intégral sur plusieurs dimensions touchant le comportement des membres. Finalement, une synthèse des différents concepts de la littérature ainsi que de leurs interrelations sera présentée à la section 2.6.

2.1 L'autopartage

2.1.1 Début, évolution et situation actuelle

L'autopartage a fait ses débuts en 1948 à Zurich en Suisse sous le nom de *Sefage* (*Selbstfahrrergemeinschaft*) (Harms et Truffer, 1998; Millard-Ball et al., 2005). Cette initiative a été occasionnée par le désir de permettre l'accès aux véhicules personnels pour les personnes n'ayant pas les ressources nécessaires pour s'en offrir un (Shaheen et al., 1998). Par la suite, d'autres initiatives ont vu le jour, comme *Procotip* à Montpellier en France (1971) et *Witkar* à Amsterdam (1973). On associe l'échec de ces deux dernières organisations à l'absence d'une structure administrative centrale appropriée (Doherty et al., 1987). En effet, divers problèmes reliés à une infrastructure déficiente pour mesurer l'utilisation des usagers ainsi qu'une mauvaise gestion de la relocalisation des véhicules ont été des facteurs parmi d'autres qui ont mené à la fermeture de ces organisations. Les premières expériences en termes d'autopartage qui ont connu un certain succès remontent aux années 1980 en Europe (Glotz-Richter, 1997). On peut notamment en mentionner deux, soit le *Mobility Carsharing Switzerland* fondé en 1987 en Suisse (Wagner et Schmeck, 1998) ainsi que *StattAuto Berlin* en Allemagne (1988) (Euronet et ICLEI, 1996). En date de 2015, le programme suisse, qui a été créé suite à une fusion en 1997 entre *ATG Auto Teilet Genossenschaft* et *ShareCom cooperatives*, était toujours en opération et comptait plus de 2 700 véhicules pour plus de 120 000 clients (Mobility, 2015). De son côté, *StattAuto* a

vu le jour comme étant un projet de recherche universitaire et est aujourd'hui connu sous le nom de *Greenwheels* (Greenwheels, 2015). Les deux organisations sont aujourd'hui reconnues comme étant des pionniers dans le milieu (Shaheen et al., 1998). Du côté nord-américain, même si les initiatives ont été plus limitées, on retrouve deux programmes qui ont été implantés dans les années 1980. En effet, un programme de recherche universitaire à West Lafayette en Indiana en 1983 a été mis sur pied pour évaluer la faisabilité de l'introduction d'un service d'autopartage (Doherty et al., 1987). Malgré l'arrêt du programme trois années après ses débuts, l'expérience a été jugée un succès, son arrêt étant motivé par des raisons reliées à la recherche. Le second programme est le *STAR* (Short-Term Auto Rental) qui a été déployé à San Francisco en 1983 (Doherty et al., 1987). Ce programme a été lancé dans un complexe d'appartements de 9 000 résidents. Cette initiative, qui comportait une flotte de 51 véhicules, a dû cesser pour diverses raisons, comme l'instabilité du revenu des occupants et la piètre qualité des voitures mises à la disposition des usagers qui entraînaient des coûts supplémentaires. Le programme a été terminé deux années plus tard en 1985 (Shaheen et al., 1998).

Pour ce qui est de Communauto, cette entreprise a vu le jour sous le nom d'Auto-Com à Québec en août 1994 (Communauto, 2016a) sous une coopérative et est du même coup le plus ancien opérateur d'autopartage en Amérique du Nord. Un an plus tard, Communauto voit le jour à Montréal. C'est en 1997 que les deux entités fusionnent leurs opérations, pour finalement adopter le même nom en janvier 2000. Communauto, étant à ce moment une société incorporée, poursuit son expansion à Sherbrooke (2002), puis Gatineau (2003). En juin 2013, Communauto implante son service d'autopartage en libre-service intégral qu'il nomme Auto-mobile (Communauto, 2013a). De plus, Communauto a procédé à plusieurs exercices de fusions/acquisitions, notamment auprès de Mobizen (Paris), Vrtucar (Ottawa, Kingston), CarShare Atlantic et Pogo Carshare (Edmonton) (CarShare Atlantic, 2016; Communauto, 2012, 2016c, 2018).

En date de septembre 2018, Communauto possède des activités implantées à Montréal, Québec, Sherbrooke, Gatineau, Halifax, Ottawa, Kingston, le sud-ouest de l'Ontario (London, Hamilton, Kitchener, Cambridge, Guelph) et Paris. De plus, le 28 septembre 2016, Communauto a dévoilé qu'il s'était entendu avec le Groupe PSA (Peugeot, Citroën, DS) ainsi que le fonds d'investissement MKB (Communauto, 2016b) afin de pouvoir soutenir leur croissance (Les Affaires, 2016).

Traditionnellement, les marchés nord-américains et européens ont été les deux marchés où le nombre de membres ainsi que le nombre de véhicules disponibles étaient les plus élevés (Shaheen et al., 2018b). En date de janvier 2015, le Canada comptait 20 opérateurs avec 336 058 membres pour 5 264 véhicules. Le marché était en pleine croissance, considérant qu'entre 2014 et 2015, une augmentation de 50% du nombre d'abonnements a été enregistrée, en plus d'observer une augmentation de 26% de la taille de la flotte de véhicules disponibles aux usagers. De plus, même si 8 des 20 opérateurs canadiens étaient des entreprises privées, elles détenaient 95,5% des abonnés et 89,9% de la flotte disponible (Shaheen et Cohen, 2015). Au niveau du marché américain, il était quant à lui dominé par de gros joueurs comme car2go et DriveNow qui accaparaient plus de 33,5% et 30,2% du marché (Shaheen et Cohen, 2015).

Récemment, le marché asiatique a pris le dessus quant à son ampleur en termes de membres et de taille de flottes. En effet, Shaheen et al. (2018a) montrent qu'entre 2014 et 2016, le nombre de membres a augmenté selon un facteur de 9 pour s'établir à 8 720 000, tandis que le nombre de véhicules partagés a été augmenté par un facteur de 3 pour comptabiliser 67 000 véhicules. À des fins de comparaison, le marché européen se situe à 4 370 000 membres partageant 58 000 véhicules tandis que le marché nord-américain est à 1 840 000 membres avec 27 000 véhicules. Ceci n'est pas étonnant étant donné que Shaheen et Cohen (2013) mentionnait déjà que le marché asiatique était sous-développé et représentait un énorme potentiel avec la démographie de la région.

2.1.2 Les différentes phases de l'histoire de l'autopartage

Shaheen, Cohen et Chung (2009) proposent une revue de l'historique du développement de l'autopartage en Amérique du Nord, de son introduction initiale jusqu'à sa commercialisation à plus grande échelle. Ils proposent trois phases distinctes qui couvrent les années 1994 jusqu'à 2009. Cette section établit les faits marquants de ces phases.

2.1.2.1 Phase 1 – Entrée dans le marché et expérimentation

Cette phase se déroule entre les années 1994 et 2002. Durant cette phase les premiers acteurs rentrent dans le marché, dont notamment Communauto au Canada et CarSharing Portland aux États-Unis en 1998. Cette entrée dans le marché nord-américain a été principalement motivée par le succès, en Europe, d'opérateurs à la fin des années 80 et début 90. C'est surtout le

développement du modèle résidentiel qu'on a observé durant cette phase auprès des différents opérateurs (Shaheen, Schwartz et Wiprywski, 2004). Plus tard au début des années 2000, d'autres créneaux de marché sont investigués; on pense notamment aux marchés où l'on retrouve une forte densité d'emplois, de transport en commun et de nouveaux développements résidentiels (Leuty, 2002). La technologie présente dans les véhicules ainsi que pour effectuer les réservations n'était pas aussi développée qu'aujourd'hui. Ainsi, seulement la moitié des opérateurs disposaient d'un service de réservation par téléphone automatisé et des systèmes de cartes à puce dans les véhicules (Shaheen et Meyn, 2002). Au Canada, aucun opérateur ne disposait de telles technologies. Pour ce qui est des assurances, ces dernières restaient dispendieuses et représentaient même de 20% à 48% des dépenses de fonctionnement des opérateurs (Shaheen et al., 2004). Finalement, en 2001 on assiste à la première fusion dans le domaine, celle des compagnies CarSharing Portland et Flexcar (PRNewswire, 2001).

2.1.2.2 Phase 2 – Croissance et diversification du marché

Cette seconde phase, qui prend place entre 2002 et 2007, est caractérisée par une bonne croissance des opérateurs et la conquête de marchés non explorés à ce moment. En effet, déjà en 2003, certains opérateurs possédaient des activités dans plusieurs villes, permettant des économies d'échelle (Shaheen et al., 2009). Même qu'en 2006, Zipcar, compagnie d'autopartage lancée aux États-Unis, a étendu ses activités à l'international, en s'établissant au Canada (Toronto) et en Grande-Bretagne (Londres) (Kho, 2006). En 2004, la première flotte gouvernementale en autopartage voit le jour (Berkelye, 2004), ce qui permet de réduire les coûts annuels de la ville de Philadelphie de 1,8 million de dollars (City of Philadelphia, 2004). En plus de créer un groupe informel d'opérateurs d'autopartage en 2003, qui se rencontre annuellement, on ratifie le code d'éthique pour les organisations d'autopartage en Amérique du Nord (Communauto, 2007). Ce code d'éthique permet d'établir des standards quant aux pratiques des opérateurs, qui vont permettre de « [...] protéger et de rehausser le concept, l'image et la crédibilité de l'autopartage. » (Communauto, 2007). Le nombre d'opérateurs en Amérique du Nord atteint 31, avec une flotte de 5 883 véhicules desservant environ 200 000 membres, comparé à 24 opérateurs ayant 766 véhicules pour 17 161 membres pour la phase 1 (Shaheen et al., 2009). Le développement de l'autopartage crée une certaine concurrence envers les compagnies de location automobile traditionnelles. Hertz, firme internationale dans cette

industrie, introduit en 2007 à New York et Boston un programme qui permet de louer un véhicule à l'heure (Hertz, 2015). Au niveau des assurances, les compagnies d'autopartage ont exprimé une certaine inquiétude à assurer de plus jeunes conducteurs (Shaheen, Cohen et Roberts, 2006). Même si cette inquiétude persiste, l'expansion de l'autopartage aux universités a permis une certaine acceptation de l'industrie par les jeunes (Shaheen et al., 2006). Au niveau technologique, plus de 70% des opérateurs au Canada et aux États-Unis ont mentionné avoir fait l'introduction de technologies avancées dans leurs flottes de véhicules et leur système de gestion (Shaheen et al., 2006).

2.1.2.3 Phase 3 – Commercialisation

Pour ce qui est de cette dernière phase recensée par les auteurs, qui se déroule de 2007 jusqu'en 2009 (année de la publication de Shaheen et al. (2009)), elle se caractérise notamment par la venue des grands joueurs de la location automobile traditionnelle. En effet, *U-Haul* lance *U Car Share* en 2008 (Blanco, 2007), *Enterprise* lance *WeCar* en début 2008 (Enterprise, 2015), tandis que *Hertz* lance *Connect* en fin 2008 (Market Wired, 2009). Le marché de l'autopartage est alors à un stade où les grandes entreprises redéfinissent leur stratégie pour profiter de ce marché. La diversification de l'offre de marché des opérateurs d'autopartage a continué de progresser, notamment dans le secteur éducationnel où en date de juillet 2008, plus de 130 collèges et universités aux États-Unis sont desservis par un opérateur d'autopartage (Shaheen et al. 2009). Certaines villes continuent de remplacer leurs flottes par les services d'un opérateur d'autopartage pour économiser des coûts, comme la ville de Vancouver (City of Vancouver, 2008) et San Francisco (San Francisco Office of Contract Administration, Bids and Contracts., 2008). Il y a même des ententes qui se produisent entre opérateurs où des clients peuvent accéder aux services d'autres compagnies lorsqu'à l'extérieur (concept de roaming) (Co-operative Auto Network, n.d.). Au niveau des technologies de l'information, les dispositifs embarqués de géopositionnement font leur arrivée (Shaheen et al., 2009). Avec la croissance des ventes de téléphones intelligents (Statista, 2016) et le développement d'applications destinées aux opérateurs, il est maintenant possible de localiser les véhicules en temps réel (Shaheen et al., 2009). Les primes d'assurances deviennent graduellement moins onéreuses pour les opérateurs qui ont de plus en plus d'expérience dans l'évaluation des risques pour bien élaborer leurs tarifs (Shaheen et al., 2009).

2.1.2.4 Phase 4 – L’entrée des constructeurs automobiles, l’émergence des systèmes à sens unique et l’utilisation des véhicules électriques à plus grande échelle

Cette phase est caractérisée par la venue de grands manufacturiers automobile comme opérateurs d’autopartage. Des grands joueurs comme BMW-Sixt, Bolloré, Daimler, Renault, Citroën sont parmi les acteurs importants, surtout en autopartage en sens unique (Fairley, 2013). Cet engouement par les constructeurs pour l’industrie de l’autopartage vient du changement de comportement de certains segments à l’endroit de la possession automobile, dont les milléniaux. En effet, les constructeurs ont diversifié leur stratégie en offrant les voitures, non pas nécessairement comme un bien de consommation, mais bien comme un service de mobilité (Burden, 2015). Daimler lance le service car2go en Allemagne en 2008 (Daimler, 2008), BMW-Sixt quant à lui lance *DriveNow* en 2011 (Boeriu, 2011) également en Allemagne. Bolloré lance *Autolib*¹ (Todd, 2011) en décembre 2011 à Paris, Renault en 2012 lance son programme *Twizy Way* (Renault, 2012) tandis que Citroën lance son service en 2012 en Allemagne avec *Multicity* (Michaux, 2012). Shaheen et al. (2009) mentionnaient déjà qu’il serait tout à fait raisonnable de voir la tendance de l’implantation de grandes firmes d’autopartage s’accroître.

Cette période est également marquée par la croissance de l’implantation des schémas en sens unique auprès des opérateurs d’autopartage (Shaheen, Chan et Michaux, 2015). En effet, *car2go*, *DriveNow*, *Autolib*, *Twizy Way*, *Multicity* sont tous basés sur des schémas permettant les déplacements sans retour à l’origine. Durant cette période en 2013, Communauto lance un nouveau service, appelé Auto-mobile, qui est également basé sur ce principe (Communauto, 2013a). Ces nouveaux schémas sont plus flexibles pour les usagers, mais comportent leurs lots de difficultés opérationnelles pour les opérateurs (Martin, Shaheen et Lidicker, 2010). Le détail des schémas en sens unique ainsi que les avantages et inconvénients de ces modes sont exposés plus en détail dans le document à la section 2.2.3. Également, un virage vers des véhicules moins polluants fait son apparition. Même si les véhicules électriques ou hybrides ont déjà été utilisés auparavant, Shaheen et Cohen (2013) mentionnent que le plus grand changement observé au niveau des systèmes de propulsion des véhicules entre 2006 et 2010 a été le passage vers des technologies hybrides ou électriques.

¹ Il est à noter que le service Autolib’ de Paris a pris fin en juillet 2018.

2.2 Définitions et terminologies

2.2.1 L'autopartage

L'autopartage ne possède pas une définition administrative commune et unique. Par contre, il est important d'en établir une, selon la législation en place, afin de bien encadrer la pratique (Millard-Ball et al., 2005). Ces auteurs ont regroupé plusieurs définitions provenant de diverses organisations. De façon générale, les définitions regroupent quatre composantes (Millard-Ball et al., 2005). On demande à ce 1) que l'utilisateur soit membre d'un service, 2) qu'il ait accès à une flotte de véhicules qui soit commune entre les membres, 3) que l'utilisation soit facturée selon l'intensité d'utilisation et que l'on exclut la notion de compagnie de location de véhicules traditionnelle. Pour ce qui est des définitions retrouvées dans la littérature, elles sont davantage une vulgarisation et description du concept de l'autopartage, qu'une définition officielle et administrative à proprement parlé. Par exemple, l'autopartage peut être défini comme une pratique où des personnes ont accès aux bénéfices de la voiture personnelle, sans pour autant subir tous les impacts reliés à la possession personnelle (Shaheen et al., 1998). Les membres ont accès, au besoin, à une flotte de véhicules, un peu comme un schéma de location de voiture, mais à plus court terme. De façon générale, les participants doivent payer des frais fixe et variable selon leur utilisation. La CarSharing Association (CSA) propose de définir l'autopartage de la façon suivante (CSA, 2015):

1. De prime abord, les sociétés d'autopartage ont une raison sociale et environnementale contrairement à un but uniquement financier.
2. L'autopartage soutient les communautés locales en offrant une alternative à la voiture personnelle. On cherche à maximiser les bénéfices environnementaux en diminuant la possession automobile et la distance motorisée parcourue, en promouvant les modes actifs et de transport en commun, tout en donnant accès à une plus grande mobilité pour les ménages.
3. L'autopartage est disponible à tous membres qui possèdent un permis de conduire valide et permet d'accéder à une flotte de véhicules en tout temps, sans avoir à signer un contrat légal entre les deux parties à chaque utilisation du service.

4. L'autopartage est conçu pour desservir principalement des déplacements plus courts, même si de longs déplacements sont possibles dans un effort pour réduire l'empreinte de la voiture personnelle. L'autopartage promeut un changement dans les habitudes de mobilité des personnes, en mettant en valeur les modes alternatifs, en effectuant une meilleure planification des déplacements et en utilisant les voitures partagées lorsque nécessaire.

La pratique de l'autopartage peut être retrouvée sous plusieurs formes. La Figure 2.1 résume graphiquement les principaux types de services d'autopartage disponibles aux usagers (Trépanier, Morency et Wielinski, 2015).

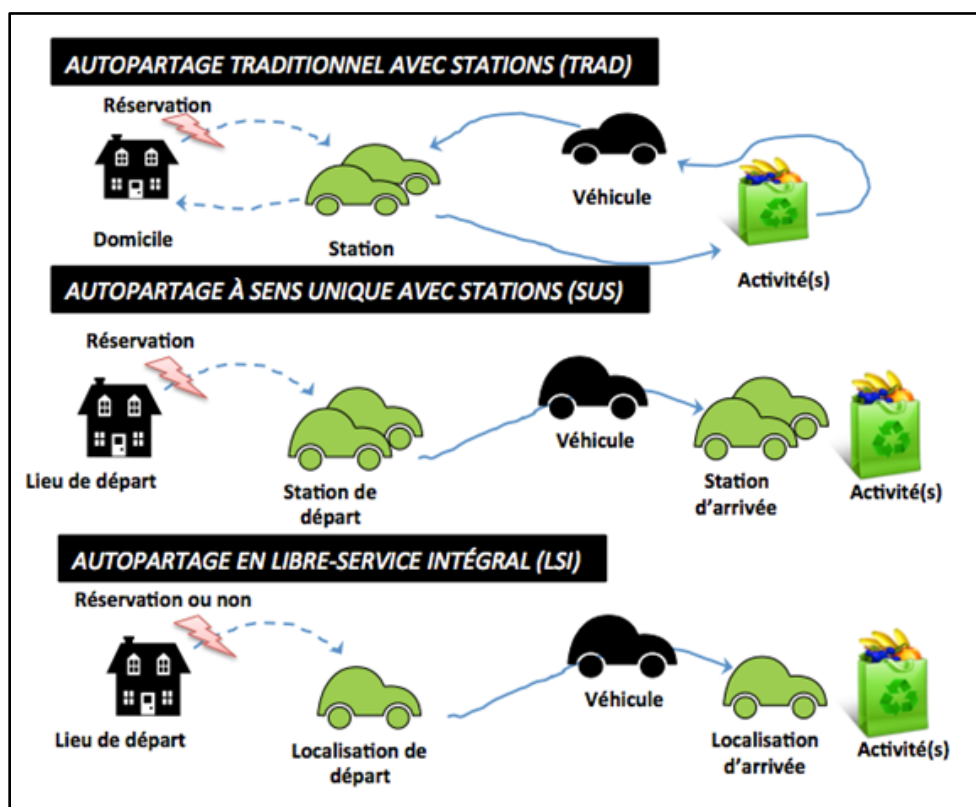


Figure 2.1 Mécanismes des diverses formes d'autopartage (Trépanier et al., 2015)

Les prochaines sous-sections auront comme tâche d'expliquer en détail ces différentes formes et par le fait même cette figure.

2.2.2 L'autopartage traditionnel basé stations (TRAD)

L'autopartage traditionnel basé stations (TRAD) est également appelé traditionnel, régulier ou en boucle. Il est caractérisé par un réseau de stations réparties sur le territoire et il impose aux usagers d'effectuer une réservation au préalable (la station à laquelle le véhicule sera emprunté ainsi que la plage horaire d'utilisation) et de ramener le véhicule à la station d'origine, où l'emprunt initial s'est effectué (Jorge, Correia et Barnhart, 2012). Le TRAD reste à ce jour le mode de fonctionnement en autopartage le plus populaire au monde avec une part de marché de 69,0% des membres adhérant à un service en TRAD et 73,9% des véhicules partagés à l'intérieur de ce type de service (Shaheen et al., 2018a). En revanche, le marché de l'Asie étant principalement occupé par des services en TRAD, les résultats sont alors quelque peu biaisés. Excluant l'Asie en date d'octobre 2016, la proportion des membres se retrouverait alors à 40,3% et la proportion des véhicules à 58,5%. On peut alors conclure à un gain en popularité des services en sens unique où la part de marché du TRAD deux ans plus tôt était encore à 78,7% pour les membres et 70,8% pour les véhicules (Asie exclue) (Shaheen et Cohen, 2016). Ces services en sens unique sont ainsi détaillés dans la prochaine section.

2.2.3 L'autopartage en sens unique

L'autopartage en sens unique regroupe les formes basées stations ainsi qu'en libre-service intégral. L'utilisation du terme trace directe est également employée dans la littérature (6t-bureau de recherche, 2014).

2.2.3.1 Avec stations (SUS)

L'autopartage en sens unique avec stations (SUS) diffère du TRAD par le fait qu'il peut ou pas exiger une réservation à l'utilisateur, mais principalement, il permet au membre de ne pas retourner la voiture à sa station d'origine. Cette dernière distinction est importante, car elle amène une liberté additionnelle à l'utilisateur en lui permettant d'effectuer des déplacements en aller simple. Bien entendu, cette hausse de liberté pour l'utilisateur amène un degré de complication accru pour l'organisation de l'autopartage puisque la demande n'est pas uniforme dans le système (Jorge et Correia, 2013; Shaheen, Chan et Micheaux, 2015). Notamment, cela crée un déséquilibre au niveau des véhicules disponibles aux stations du service (de Almeida Correia et Antunes, 2012). Honda a même lancé un service de type SUS à Singapour, en 2002, premier dans son genre, mais

a dû fermer six années après, car avec la croissance des membres inscrits au service, l'organisation ne pouvait simplement plus maintenir un niveau de service approprié (Tan, 2008). Outre la possibilité de déposer le véhicule à une destination différente de l'origine, le SUS oblige ou pas l'utilisateur à réserver le véhicule. Par exemple, Zipcar oblige de réserver le véhicule ainsi que la destination 30 minutes à l'avance (ou moins, tant que l'utilisateur réserve pour la prochaine demi-heure)(Zipcar, 2015), tandis que ICVS de Honda (le service défunt en 2008 à Singapour), aucune réservation a priori n'était nécessaire (Honda, 2008).

2.2.3.2 En libre-service intégral (LSI)

La venue du SUS a amené une dynamique nouvelle par rapport au TRAD. Par contre, l'utilisateur est toujours contraint de récupérer et déposer le véhicule aux différentes stations réparties sur le territoire. L'implantation du service en libre-service intégral (LSI) retire le réseau de stations ainsi que la nécessité de réserver le véhicule d'avance (Firnborn, 2012). Il se base plutôt sur une zone de couverture où les voitures disponibles aux usagers s'y retrouvent et où l'on doit ramener le véhicule pour mettre fin à sa transaction (Schaefer, 2013). Le véhicule peut quitter la zone de couverture lors de l'utilisation faite par les membres, mais doit absolument revenir dans la zone pour terminer l'emprunt. C'est le mode de fonctionnement en autopartage qui offre la plus grande flexibilité d'utilisation aux usagers en termes d'utilisation du véhicule. Cependant, le véhicule ne peut être réservé longtemps à l'avance et c'est le membre qui a la responsabilité de trouver une place de stationnement à destination. Ces facteurs peuvent donc jouer sur la fiabilité du service.

2.2.4 Prêt entre personnes (PEP)

Le prêt entre personnes, connu aussi sous la forme « peer-to-peer carsharing », est une forme de partage de véhicules où des membres peuvent mettre à la disposition d'autres membres leur véhicule privé afin qu'il soit loué en retour d'une compensation monétaire (Hampshire et Gaites, 2011). C'est un modèle basé sur l'économie du partage (Shaheen, Mallery et Kingsley, 2012). Le PEP est intéressant dans la mesure où un organisme externe n'a pas à faire l'acquisition de véhicules pour desservir un secteur, les particuliers pouvant jouer ce rôle, considérant qu'un véhicule reste en moyenne immobilisé 95% du temps (région du grand Montréal)(Morency, Verreault et Demers, 2015). Communauto a montré son intérêt pour cette forme d'autopartage depuis plusieurs années maintenant (Communauto, 2010; Shaffer, 2016). L'article qui fait état de

ce projet soulève un point important dans cette pratique que sont les assurances. Des organismes comme Communauto peuvent faciliter et faire le pont avec les compagnies d'assurance afin de bien encadrer la pratique. En revanche, ce service n'est toujours pas offert par Communauto pour le moment.

2.2.5 Covoiturage

Le covoiturage diffère de la pratique de l'autopartage principalement parce que le premier se veut être une pratique où plusieurs personnes partagent le même véhicule pour effectuer le même trajet (ou des trajets similaires), tandis que le second se veut avant tout une pratique où l'on partage une voiture à plusieurs membres à des moments distincts. Le Larousse définit le covoiturage comme étant « L'utilisation d'une même voiture particulière par plusieurs personnes effectuant le même trajet, afin d'alléger le trafic routier et de partager les frais de transport. » (Larousse, 2016). Le covoiturage peut découler d'initiatives privées, mais être bien également facilité par des organisations comme *AmigoExpress*² par exemple.

2.2.6 Chaînes de déplacements

Au niveau des chaînes de déplacements, Valiquette et Morency (2010) proposent une classification des différents types de chaînes. Cette typologie s'inspire des travaux de Primerano et al., (2008). Cette section présentera une synthèse de leurs travaux à ce sujet. Une chaîne de déplacements représente dans son ensemble la consolidation des activités effectuées par un usager en plus de tous les déplacements qui s'y rattachent. La typologie de Valiquette et Morency (2010) comporte trois niveaux d'attributs. Le premier niveau détermine si une chaîne est simple, complexe ou ouverte. La chaîne simple se caractérise par un regroupement de deux déplacements. En majorité, la chaîne part du domicile vers une activité et revient au même domicile. La chaîne complexe comporte plus de deux déplacements, par conséquent l'utilisateur effectue une ou des activités supplémentaires lorsqu'il se rend à son activité primaire ou au retour vers le domicile. La chaîne ouverte quant à elle se résume à une chaîne non bouclée, c'est-à-dire que la personne ne revient pas au domicile à la fin de la journée, ou bien le déplacement qui est

² <http://www.amigoexpress.com/>

effectué est un déplacement de retour au domicile. La Figure 2.2 représente visuellement un exemple de chaîne simple typique ainsi qu'un exemple de chaîne complexe typique.

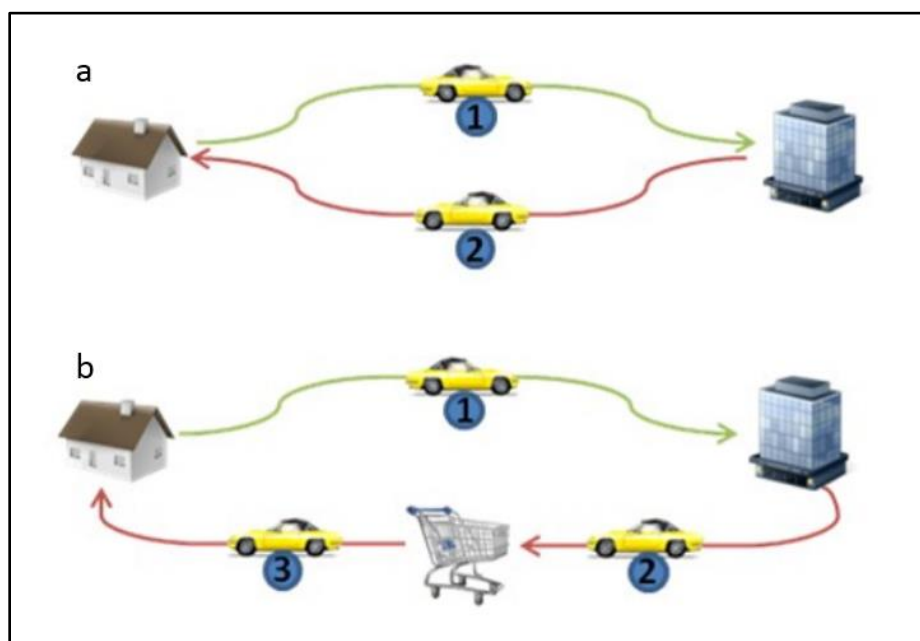


Figure 2.2 Représentations de a) chaîne simple b) chaîne complexe (Valiquette et Morency, 2010)

Le second niveau, dans la typologie des chaînes de déplacement, repose sur la caractérisation avancée des chaînes complexes. En effet, une chaîne complexe peut être soit mono-boucle ou multi-boucles. Ce qui différencie les deux types est la présence ou non d'une seconde destination à un même lieu d'activité (ou bien la présence d'un second point d'ancrage). Par exemple, quelqu'un partant de son domicile vers son travail décide d'aller dîner à l'extérieur du bureau. Étant donné que la chaîne comporte plus de deux déplacements, elle est une chaîne complexe, et étant donné qu'il y a un retour vers une activité (dans ce cas le retour au travail à la suite du dîner), on qualifie cette chaîne complexe de multi-boucles. La Figure 2.3 présente graphiquement la différence entre les deux types de chaînes complexes.

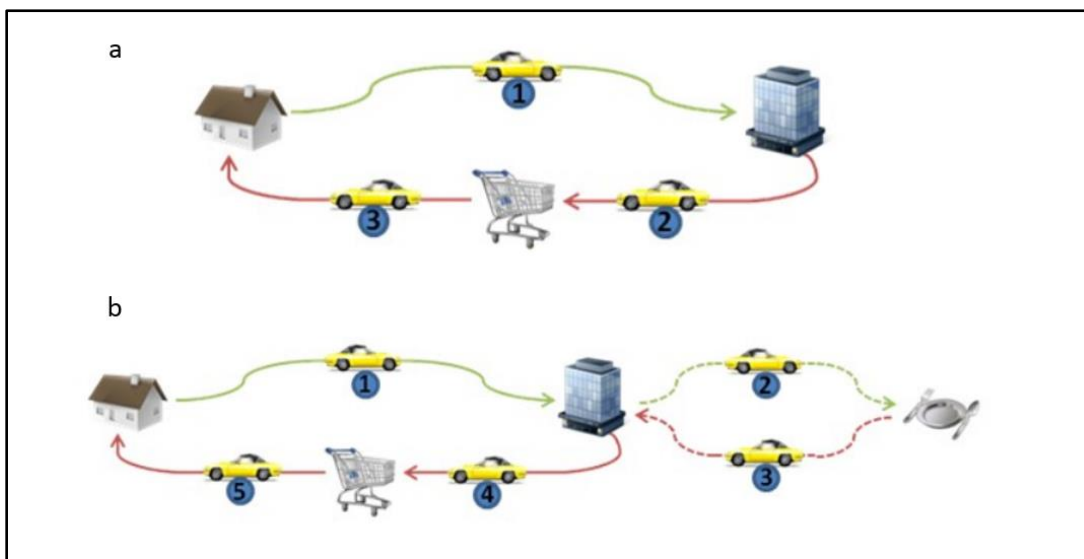


Figure 2.3 Représentations de a) chaîne complexe mono-boucle b) chaîne complexe multi-boucles (Valiquette et Morency, 2010)

Finalement, le dernier niveau d'attribut des chaînes de déplacements est relié au motif de l'activité primaire. Lorsque l'activité principale est reliée au travail ou à l'école, la chaîne, qu'elle soit simple ou complexe, est qualifiée de contrainte et, dans le cas où c'est une activité autre qui est réalisée comme le loisir ou le magasinage, on dit qu'elle est non contrainte.

2.3 Bénéfices de l'autopartage

2.3.1 Impacts généraux

Les impacts de l'autopartage basé stations recensés dans la littérature sont divers. En grande partie, on fait état d'une réduction de la possession automobile et d'une réduction des impacts environnementaux (réduction des émissions de GES). Cependant, l'impact de l'autopartage va plus loin que ces deux éléments. En effet, une réduction au niveau de la possession automobile signifie une réduction de la demande pour le stationnement en milieu urbain, une baisse des coûts en transport pour les ménages sans omettre la baisse des ressources employées afin de produire ces véhicules. Une plus faible motorisation amène aussi une plus faible congestion automobile et augmente l'usage des transports collectifs et des modes actifs. L'accès à un service d'autopartage permet également à des ménages moins fortunés de jouir d'une plus grande mobilité en abaissant les barrières à l'utilisation de la voiture. Millard-Ball et al. (2005) ont synthétisé ces impacts selon un diagramme de causalité présenté à la Figure 2.4.

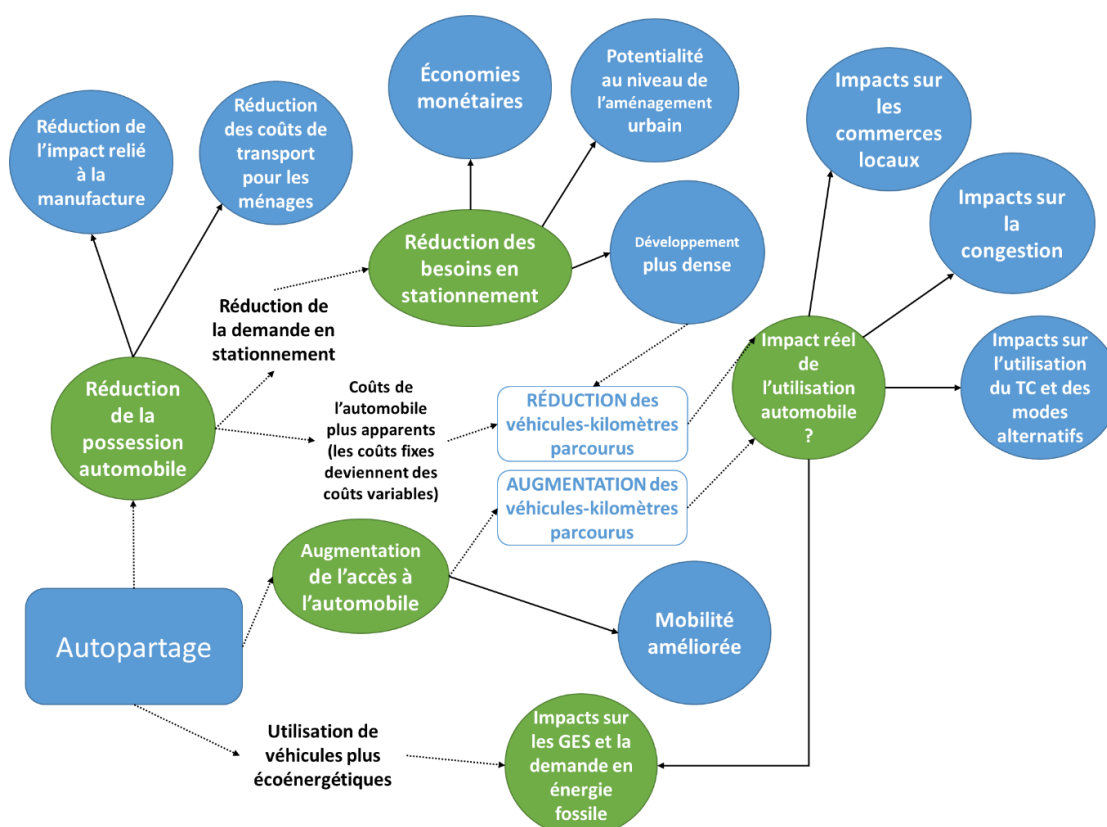


Figure 2.4 Chaîne de causalité des impacts de l'autopartage (Traduction libre (Millard-Ball et al., 2005))

L'encadré mentionnant l'autopartage faisant office de point de départ, on peut ainsi naviguer à travers les impacts généraux et d'autres impacts plus spécifiques. Par exemple, la réduction de la possession automobile entraîne deux impacts spécifiques directs, soit la réduction de l'empreinte reliée à la manufacture d'un véhicule et la réduction des coûts de cette possession. De plus, un nouvel impact général est inscrit, soit la réduction de la demande en stationnement qui à son tour a ses propres impacts.

La section suivante présente en détails les bénéfices décrits ainsi que les recherches rattachées.

2.3.2 Impacts spécifiques

2.3.2.1 Réduction de la possession automobile

La réduction de la voiture personnelle dans les ménages a été l'objet de plusieurs études. De façon courante, la méthodologie employée repose sur l'analyse des résultats d'un sondage sur le comportement des membres avant l'adhésion à un service d'autopartage et après un certain horizon temporel. C'est le cas de l'étude de Martin et al. (2010) qui fait état d'une réduction post adhésion du nombre de véhicules moyens par ménage de 0,47 à 0,24 véhicule/ménage. Cette réduction est principalement attribuée à la démotorisation de près du deux tiers des ménages ayant été au préalable propriétaires d'un seul véhicule. En considérant l'ensemble des ménages, 3,6% d'entre eux ont bonifié leur motorisation, tandis que 25,2% d'entre eux ont réduit leur possession automobile d'au moins un véhicule. Il ne faut pas oublier qu'à la base, une grande proportion des membres (61,9%) ne possédait tout simplement pas de véhicule, ce qui limite en soi la proportion des ménages pouvant ainsi réduire leur possession automobile.

Au niveau du cas de Communauto, le mémoire de Braham (2011) se penche également sur la question. L'auteur estime que le service d'autopartage montréalais a permis à 39,6% des membres de réduire leur possession automobile, tandis que 77,3% des membres affirment avoir pu renoncer à l'achat d'un véhicule (sondage de 2010). Une façon pragmatique d'évaluer l'effet d'un service d'autopartage est d'estimer le nombre de véhicules privés qui ont été remplacés par une voiture partagée disponible. Pour le cas d'étude de Communauto, ce taux oscille autour des 10 véhicules privés remplacés pour chaque véhicule partagé basé stations.

Lorsqu'on affirme que les voitures utilisées pour fin d'activités d'autopartage réduisent le nombre de véhicules nécessaires pour un milieu, on atténue par le fait même la demande en

stationnement. Millard-Ball (2002) ainsi que Shoup (2005) font état d'un changement de mentalité chez les planificateurs urbains. Au préalable, la tendance dans les villes était d'imposer des seuils minimaux de places de stationnement, tandis qu'aujourd'hui ce n'est plus forcément vrai partout, la tendance étant au plafonnement de ces places de stationnement. L'implantation d'un service d'autopartage est alors une solution parmi d'autres afin de desservir une grande masse de gens avec un nombre réduit d'espaces de stationnement. Cela amène à une plus grande densification, une réduction de coûts pour les promoteurs et les résidents et la possibilité de faire de nouveaux développements (Millard-Ball et al., 2005).

2.3.2.2 Réduction des émissions de gaz à effet de serre (GES)

Avec la réduction automobile permise par l'instauration d'organisations d'autopartage basé stations, un impact sur l'émission de polluants en découle. En effet, l'autopartage permet une réduction des émissions de GES. Déjà au début des années 2000, Shaheen et Meyn (2002) affirment que les compagnies d'autopartage emploient en plus grande proportion des véhicules à faible consommation énergétique et que certains manufacturiers ont saisi l'opportunité d'introduire leur gamme de véhicules éco énergétiques sur le marché. Rydén et Morin (2005) ont quant à eux mentionné que l'autopartage permet le remplacement de véhicules plus âgés au profit de véhicules plus récents et donc plus éco énergétiques. Loose (2009), dans son rapport sur les impacts environnementaux de l'autopartage en Europe, fait mention que les véhicules d'autopartage sont en moyenne 20% moins polluants que les véhicules de la population. Ces mentions, en plus des constats sur la réduction automobile, permettent d'en déduire une réduction des GES. De façon plus quantitative, Martin et Shaheen (2011a) ont évalué la différence en termes d'émissions de GES après avoir joint une organisation d'autopartage. La Figure 2.5 y présente les résultats.

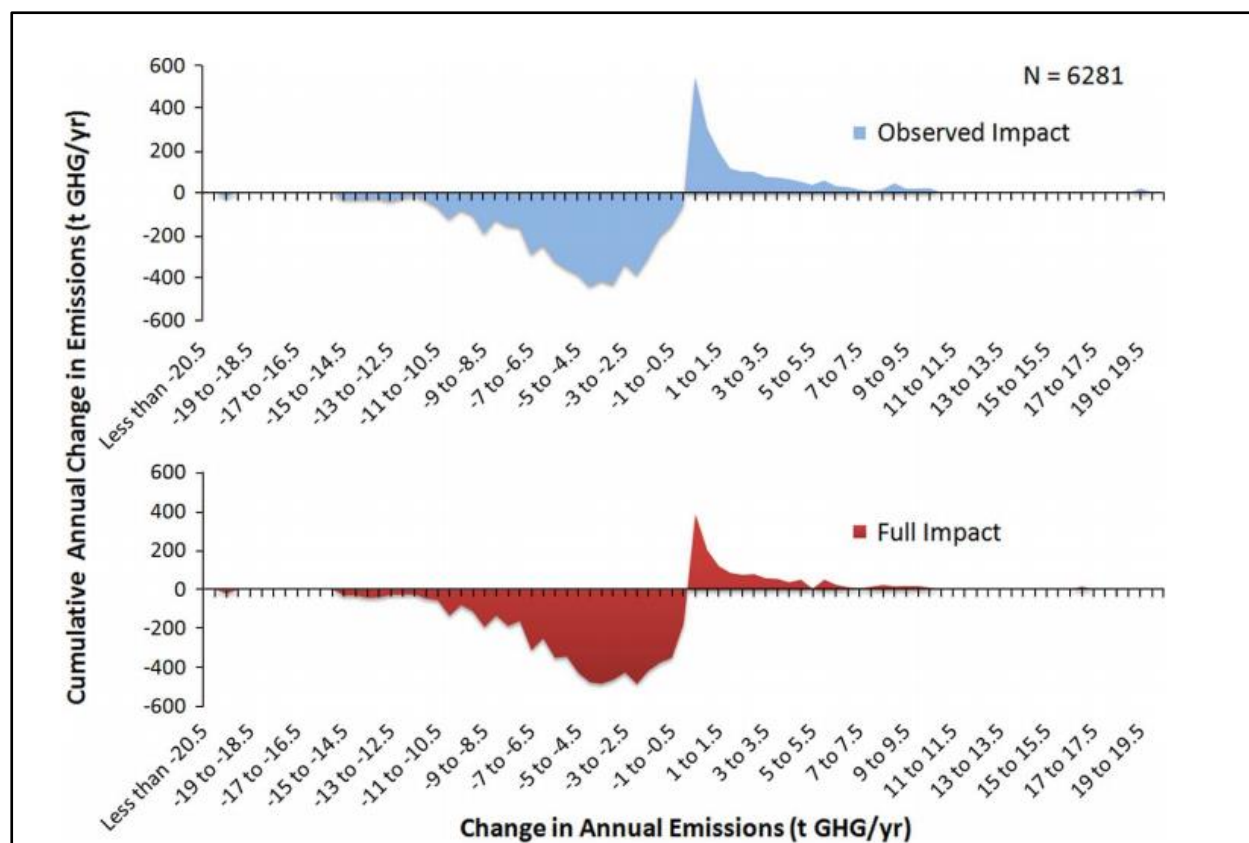


Figure 2.5 Distribution du changement annuel des GES des usagers de l'autopartage (Martin et Shaheen, 2011a)

Cette figure présente, en abscisse, le changement au niveau des émissions polluantes suite à l'adhésion à un service d'autopartage, tandis qu'en ordonnée, on présente l'impact cumulé en tonnes de GES par année. De plus, les résultats sont scindés selon les résultats « observés » et les résultats « complets ». La seconde classe regroupe les impacts déclarés par les répondants en plus des impacts de véhicules additionnels non acquis par la présence de services d'autopartage. En somme, même si on observe dans les distributions une certaine augmentation des émissions pour un segment des membres, cette dernière est compensée par une réduction plus massive d'un autre groupe d'utilisateurs, ce qui finalement permet de réduire les émissions.

Joindre une organisation d'autopartage apporte un changement dans les habitudes de consommation de mobilité. Ceux qui se départissent d'un véhicule voient une réduction de leurs GES et ceux qui accèdent à un véhicule augmentent inévitablement leurs GES, mais ce dernier groupe est largement compensé par le premier (Lane, 2005). Cervero et Tsai (2004) ont observé le comportement des usagers suite à leur introduction au service. Le facteur novateur du service a

fait en sorte d'augmenter le taux de déplacements en voiture; néanmoins, une fois ce facteur dépassé, il s'en est suivi une réduction. Une étude plus récente par Cervero et al. (2007) qui évaluaient, sur une période de 4 ans, le comportement de membres et de non-membres, conclue que les membres ont abaissé leurs véhicule-kilomètres parcourus (VKP) et leur consommation de carburants significativement plus que les non-membres. D'autres études évaluent également la diminution des VKP, comme celle de Price et Hamilton (2005) qui mentionne une réduction de 43%. Katzev et al., (2001) quant à eux, l'évaluent à 18%.

Une synthèse des impacts environnementaux est présentée par (Shaheen et al., 2012) (Annexe A). Au niveau des véhicules privés retirés, les études oscillent autour de la dizaine de véhicules remplacés par véhicule partagé, tandis qu'au niveau de la distance parcourue annuelle avec un véhicule, une réduction autour de 40% à 60% est observée. Dans le cas de Communauto (Braham, 2011), on mentionne une réduction se chiffrant à environ 75% des émissions de CO₂.

2.3.2.3 Réduction des coûts

Les bénéfices engendrés par les ménages lorsqu'ils s'abonnent à l'autopartage varient selon plusieurs facteurs. Millard-Ball et al. (2005) en présentent quatre, dont 1) l'intensité d'utilisation du service, 2) la structure tarifaire du service, 3) la proportion des déplacements motorisés induits et finalement 4) le coût de possession d'un véhicule personnel. Les compagnies d'autopartage mettent généralement à la disposition du public des outils pour calculer les coûts/bénéfices de passer à l'autopartage. Un exemple est Lane (2005) qui mentionne que le montant d'économies annuel pourrait monter à 2 059\$ annuellement, tandis que Zipcar (2006) affiche une économie de 435\$ en remplaçant un véhicule personnel.

De façon plus détaillée et holistique, Duncan (2011) présente une étude portant entièrement sur le potentiel de réduction des coûts. Bien entendu, la fréquence d'utilisation du véhicule impacte concrètement le coût d'une solution partagée, mais également l'utilisation faite par le membre. Étant donné que la structure tarifaire peut être fonction d'une combinaison entre la distance parcourue et le temps d'emprunt, des chaînes de déplacements avec un long temps d'activité peuvent être finalement moins rentables. C'est notamment le cas des déplacements pour motif travail où, bien souvent, la durée de location peut avoisiner les 8-9 heures. Dans les cas où le véhicule est employé comme moyen de transport pour les activités primaires, la rentabilité pour le membre en sera affectée. Par contre, pour les situations où le membre emprunte le véhicule

pour des activités de type magasinage, loisirs et autres, l'action d'adhérer à un service d'autopartage peut alors être justifiée, tant et aussi longtemps que l'usage d'un véhicule y est modéré.

Outre l'aspect financier, plusieurs autres facteurs rentrent en jeu dans l'équation lorsque vient le temps de se départir d'un véhicule au profit d'une adhésion à un service d'autopartage. L'accès à une flotte de véhicule pouvant être diversifiée, l'absence de maintenance à effectuer pour le membre et la paix d'esprit qu'apporte une station d'autopartage sur la recherche de stationnement à destination sont des facteurs intangibles parmi d'autres (Duncan, 2011).

2.3.2.4 Choix modal

La littérature démontre que les membres de l'autopartage basé stations ont une répartition modale différente de la population. En effet, plusieurs études montrent une augmentation ou une diminution de la part modale motorisée (incluant celle générée par l'autopartage) en plus d'observer une migration des déplacements vers les modes actifs et le transport en commun. Par exemple, Robert (2000) a sondé les usagers du service d'autopartage Communauto afin de comparer leur part modale à celle de la population. Les résultats montrent qu'un membre effectue en moyenne 78% moins de déplacements en auto solo qu'un non-membre. Également, l'utilisation du TC se voit augmentée en moyenne de 60%.

Millard-Ball et al. (2005), s'appuyant sur une enquête de type « avant/après », mentionnent que les répondants ont l'impression de pouvoir accéder à de nouveaux lieux d'activités et se déplacent plus souvent. En plus d'utiliser le TC davantage, les répondants indiquent effectuer des chaînes de déplacements plus complexes qu'auparavant. Rydén and Morin (2005) corroborent l'augmentation de l'usage du TC et du plus grand éventail d'activités. En effet, les auteurs chiffrent l'augmentation de l'utilisation du TC de l'ordre de 1 100 km par membre/année.

Lane (2005) quant à lui, présente les résultats de son enquête sous une perspective intéressante. Le changement modal est ainsi scindé selon la motorisation du membre suivant l'adoption au service. Pour ceux ayant réduit leur motorisation, une augmentation des déplacements à la marche, en vélo, en TC et en taxi est observée ainsi qu'une réduction des déplacements motorisés. Pour le second groupe, on indique une certaine diminution de la part TC et taxi ainsi qu'une augmentation des déplacements motorisés.

Ce constat de la diminution de l'usage du TC est repris par Martin et Shaheen (2011b). En effet, on observe une très légère diminution de l'utilisation du transport en commun, mais également une augmentation de la marche, du vélo et du covoiturage. En revanche, les auteurs nuancent le tout en affirmant que la réduction du TC n'est pas observée dans toutes les régions recensées. Millard-Ball et al. (2005) renchérissent sur le sujet en expliquant que le remplacement de déplacements potentiellement faits par transport collectif est bel et bien présent. Par contre, il peut être justifié par plusieurs facteurs comme la nécessité de transporter des charges ou d'effectuer plusieurs arrêts en cours de route. Cette substitution partielle ne doit pas être vue comme étant négative, considérant qu'un membre aurait peut-être effectué un tel déplacement avec un véhicule privé si ce n'était pas de l'accès à l'autopartage (Millard-Ball et al., 2005).

Finalement, Sioui et al. (2013) exploitent les résultats d'une enquête de mobilité de type origine-destination à Montréal. On établit que les membres d'un service d'autopartage ont une part modale plus élevée en transport public ainsi qu'à la marche/vélo que la population motorisée de l'île. De plus, en comparant les membres selon leur degré d'utilisation du service, l'augmentation de l'utilisation d'un véhicule partagé réduit inévitablement la part modale du TC et des modes actifs, mais le taux de déplacements motorisés n'atteint jamais celui des non-membres et ce, même pour la classe de membres affichant l'intensité d'usage la plus élevée.

2.3.3 Synthèse spécifique

En somme, la section 2.3 a traité des impacts et bénéfices qu'apporte l'autopartage traditionnel. Même s'il est démontré qu'une pluralité de bénéfices et d'impacts est observée, deux facteurs prédominent, soit l'impact au niveau de la motorisation et des émissions polluantes, ainsi que de la part modale des membres.

- L'adhésion au service d'autopartage crée notamment une réduction de la motorisation moyenne chez les ménages membres. Suite à cette adhésion, certains ménages 1) accèdent à la motorisation, 2) d'autres ont l'opportunité de se départir de leur véhicule ou repousser l'achat prévu d'un véhicule. Le premier groupe augmente alors son niveau d'émissions de GES, mais au final le second groupe compense amplement cette augmentation par une diminution de leurs émissions. En moyenne, on recense en Amérique du Nord une réduction d'une dizaine de véhicules privés par véhicule partagé (Shaheen et al., 2012).

- La répartition modale des membres de l'autopartage comparée à celle observée au niveau de la population motorisée fait état d'une plus grande utilisation des transports collectifs et des modes actifs. Le cas de Montréal (Sioui et al., 2013) montre que les membres employant le plus souvent le service d'autopartage n'atteignent pas le niveau de déplacements motorisés des ménages motorisés de l'île. Même si certains déplacements autrefois effectués par l'entremise du TC le seront par l'intermédiaire d'un véhicule partagé (motorisé), des facteurs comme le besoin de déplacer des charges ou d'effectuer des chaînes complexes peut motiver l'utilisation du véhicule partagé. Pour d'autres ménages, l'accès à ce type de véhicule permet d'augmenter leur mobilité.

Le tableau Tableau 2.1 présente une synthèse des différents articles présentés au courant de la section.

Tableau 2.1 Synthèse spécifique des articles cités dans la section 2.3 (en ordre de citation dans le texte)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Millard-Ball et al., 2005)	2.3.1	Étude exhaustive sur l'industrie de l'autopartage.	Revue de la littérature ; sondage ; statistiques descriptives.
(Martin et al., 2010)	2.3.2.1	Étude sur la réduction de la possession automobile auprès de ménages nord-américains.	Sondage ; analyses descriptives.
(Braham, 2011)	2.3.2.1	Contribution aux outils d'évaluation des impacts environnementaux de l'autopartage.	Sondage ; analyses descriptives.
(Rydén & Morin, 2005)	2.3.2.2	Étude des impacts sur les émissions polluantes du programme « moses ».	Sondage ; analyses descriptives.
(Loose, 2009)	2.3.2.2	Revue des impacts environnementaux de l'autopartage auprès d'opérateurs européens.	Revue.
(Martin & Shaheen, 2011)	2.3.2.2	Impacts en termes de GES des opérateurs d'autopartage en Amérique du Nord.	Sondage ; analyses descriptives.
(Lane, 2005)	2.3.2.2	Étude sur l'indice de la clientèle de PhillyCarShare.	Sondage ; analyses descriptives.

Tableau 2.1 Synthèse spécifique des articles cités dans la section 2.3 (en ordre de citation dans le texte) (suite et fin)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Cervero & Tsai, 2004)	2.3.2.2	Étude sur l'impact d'un programme d'autopartage sur la possession automobile et le VKP.	Sondage ; statistiques descriptives ; modèles de régression ; SIG.
(Cervero et al., 2007)	2.3.2.2	Retour empirique du comportement des membres de City CarShare.	Sondage; statistiques descriptives; modèles de régression.
(Price & Hamilton, 2005)	2.3.2.2	Rapport suivant la première année d'implantation de services d'autopartage à Airlington.	Sondage ; données opérationnelles ; analyses descriptives.
(Katzev, 2001)	2.3.2.2	Rapport suivant la première année d'implantation de Carsharing Portland.	Sondage ; données opérationnelles ; analyses descriptives.
(Shaheen et al., 2012)	2.3.2.2	Regard sur le PEP en Amérique du Nord.	Interviews; revue de la littérature; statistiques descriptives.
(Duncan, 2011)	2.3.2.3	Quantification des économies des ménages lors de l'adhésion à l'autopartage.	Analyses descriptives; intégration de données de recensement.
(Robert, 2000)	2.3.2.4	Étude sur l'incidence de Communauto sur les habitudes de sa clientèle.	Sondage ; analyses descriptives.
(Sioui et al., 2013)	2.3.2.4	Exploitation d'enquêtes origine-destination entre les membres de l'autopartage et de la population.	Sondage; données transactionnelles; analyses descriptives.

2.4 Comportement de l'utilisateur

La littérature portant sur le comportement de l'utilisateur dans un contexte d'autopartage basé stations est somme toute diversifiée. Plusieurs perspectives sont explorées et ce, selon plusieurs méthodes. Cette section de la revue de l'art est structurée en deux temps. Premièrement, la revue de la littérature sera décortiquée selon plusieurs perspectives, soit l'adoption du service par les membres, les facteurs clés de succès ainsi que les motifs d'utilisation du système. Puis, dans un second temps, les articles seront groupés selon les sources de données et méthodes employées, c'est-à-dire les données transactionnelles, les données GPS et les simulations multi-agents.

2.4.1 Motivations à adhérer à un service d'autopartage

De prime abord, le premier frein à l'adhésion à un service d'autopartage est soulevé par 6t-bureau de recherche (2013) : la connaissance de l'autopartage. En effet, ce manque d'information cause une barrière à l'adoption et nécessite donc un effort d'éducation et de diffusion auprès de la population.

Pour ce qui est des motifs incitant des personnes à joindre un tel service, on peut penser à la nécessité de remplacer son véhicule (6t-bureau de recherche, 2013; Chatterjee et al., 2013) ainsi que le désir d'augmenter sa mobilité (Millard-Ball et al., 2005). Ensuite, on ressent principalement la considération environnementale, le côté pratique de ne pas posséder et gérer un véhicule privé et bien entendu les considérations financières (6t-bureau de recherche, 2013; Lane, 2005; Martin et al., 2010; Millard-Ball et al., 2005; Rydén et Morin, 2005).

Chatterjee et al. (2013) ont publié une étude sur les raisons de devenir membre d'un service d'autopartage et ce, en fonction de la possession automobile dans le ménage. Ils démontrent que les gens qui envisagent a priori de délaissé leur véhicule ou bien les gens ayant subi un changement radical au niveau de leur mode de vie sont davantage susceptibles de rejoindre un service d'autopartage. De plus, une mauvaise situation financière inciterait également davantage à cette adhésion. Suite à leur introduction au service, ces personnes ont vu leur façon de se déplacer être affectée : elles planifient davantage leurs déplacements et sont davantage conscientisées à la variété d'options de mobilité mises à leur disposition.

Pour ce qui est de De Luca et Di Pace (2014), leur étude a porté sur la question en développant un modèle permettant de jauger l'intérêt potentiel d'un certain segment de marché pour l'adhésion à

un service d'autopartage. Ils estiment que la satisfaction d'une personne envers son mode de transport actuel joue énormément en défaveur d'une future adhésion, tout comme les répondants mentionnant faire beaucoup de déplacements motorisés et sur de longues distances. Par contre, la familiarité avec le concept d'autopartage ainsi que l'usage du transport collectif augmentent les chances d'adoption.

2.4.2 Caractéristiques des membres et attributs du voisinage

Les facteurs influençant ou étant corrélés avec le succès d'un service d'autopartage ont été étudiés par divers auteurs.

Tout d'abord, au niveau des caractéristiques des membres, les recherches initiales indiquent que les membres ont typiquement un âge relativement plus bas que la population, soit en moyenne des usagers dans la mi-trentaine et mi-quarantaine, possédant un bon niveau d'éducation (niveau universitaire), comportant des revenus généralement dans la médiane ou même supérieurs avec un ménage d'une ou deux personnes possédant un ou aucun véhicule (Celsor et Millard-Ball, 2007; Millard-Ball et al., 2005; Rydén et Morin, 2005; Stillwater, et al., 2009).

Quant au genre des membres, Millard-Ball et al. (2005) les a identifiés comme majoritairement des femmes, mais d'autres études par la suite montrent un portrait opposé ou mitigé (6t-bureau de recherche, 2013; Rydén et Morin, 2005; Stillwater et al., 2009). Le revenu a également émergé comme n'étant pas nécessairement un facteur significatif ou du moins le spectre de revenus observé est tout de même large (6t-bureau de recherche, 2013; Martin et al., 2010; Rydén et Morin, 2005). Inversement, les études continuent de montrer que le niveau de scolarité des membres est supérieur au seuil moyen de la population, parlant habituellement d'un haut taux de diplomation universitaire.

Cependant, pour expliquer le succès d'un service d'autopartage, les études de Celsor et Millard-Ball (2007) ainsi que Stillwater et al. (2009) montrent que les attributs de voisinage et les habitudes de mobilités sont davantage corrélés que le sont les attributs sociodémographiques. Les endroits bien desservis par le transport en commun et où on observe un bon taux d'utilisation de modes actifs augmentent la proportion d'utilisation de l'autopartage. Dans ce cas, l'autopartage agit comme un complément au cocktail de mobilité offert. Par exemple, le taux de déplacements en véhicules privés pour aller travailler est négativement corrélé avec le succès de l'autopartage.

Même si Stillwater et al. (2009) mentionne que la densité de la population n'est pas un facteur déterminant, la densité permet tout de même un bassin potentiel de membres plus élevés et bien souvent cette densité est corrélée avec notamment un plus faible taux de possession automobile (Millard-Ball et al., 2005). La possession automobile reste un facteur important, soit principalement chez les ménages propriétaires d'un véhicule et moins. D'autres facteurs comme l'âge des stations (comprendre la durée depuis l'introduction d'une station) et du système influencent positivement leur succès (Grasset et Morency, 2010; Stillwater et al., 2009).

Un tableau détaillé situé à l'Annexe B dresse une synthèse des facteurs de succès présentés dans cette sous-section.

2.4.3 Motifs lors de l'utilisation

Les motifs d'utilisation de l'autopartage basé stations sont principalement centrés autour des déplacements pour activités de plaisance, pour fin de magasinage ou pour affaires personnelles (Millard-Ball et al., 2005). Étant donné la structure tarifaire du service, les emprunts pour motif travail sont moins avantageux étant donné que le véhicule ne peut être « libéré » durant la période à l'arrêt du véhicule. Le membre doit par conséquent payer pour la durée entière de l'activité même si le véhicule n'est pas activement utilisé. L'exemple de City CarShare (Cervero et Tsai, 2004) montre la présence de ce genre de déplacements, mais leur proportion reste tout de même plus faible (10,7%). Des opérateurs comme Communauto offrent tout de même des forfaits adaptés à ce genre de déplacements. C'est le cas du tarif « Travail » qui permet d'emprunter un véhicule pour un montant forfaitaire avec une durée d'emprunt et un kilométrage fixe³.

2.4.4 Études basées sur l'analyse des données transactionnelles, de traces GPS et de systèmes d'information géographique

2.4.4.1 Données transactionnelles

Ces études se basent sur les données transactionnelles provenant des bases de données des opérateurs. Ces études ont l'avantage de se baser sur des données générées automatiquement

³ <http://www.communauto.com/fr/combien.html>

grâce au système d'information de l'entreprise (données passives), ce qui permet d'obtenir une bonne représentativité de l'activité réalisée dans le service et ce, relativement rapidement et à faible coût. Par contre, ces études sont limitées par la disponibilité des données et les contraintes du système. Il faut également prendre en considération que les résultats, hors du contexte de l'étude, ne sont pas nécessairement transposables entre villes et entre opérateurs d'autopartage (Jorge et Correia, 2013).

Un segment des études se tourne vers l'emploi de techniques d'exploitation de données (*data mining*) afin d'extraire des connaissances/informations provenant de grandes bases de données (Maimon et Rokach, 2005). Par exemple, Morency et al. (2007) ont eu recours à la segmentation (méthode *K-Means*) afin de classer les usagers de l'autopartage. Deux principaux groupes sont ressortis, soit les usagers à forte utilisation du service (plus faible proportion des membres) et les usagers occasionnels (majorité des membres). La méthode employée est également transposée à la distribution des distances parcourues et à l'utilisation temporelle du service afin de créer des typologies additionnelles. Ces chercheurs ont rapporté des comportements bien distincts selon chaque groupe (cluster). Qian et al. (2017) ont également exploré le comportement des membres à l'aide d'une technique de segmentation, mais avec une structure de variables explicatives scindée en deux classes, soit les variables reliées à l'intensité d'utilisation et celles reliées à la dimension spatio-temporelle.

L'utilisation des données transactionnelles peut également mener à un effort de modélisation. Par exemple, Habib et al. (2012) se sont penchés sur le cas de Communauto où la dynamique de la persistance d'un usager dans le système a été étudiée. Les auteurs ont modélisé la durée d'abonnement et l'intensité d'utilisation selon un modèle imbriqué en trois temps. Les résultats de la modélisation montrent que le genre, l'âge, la taille des ménages, le taux de motorisation et la densité du voisinage affectent significativement la durée d'abonnement. Le sujet a également été transposé au cas de Toronto avec l'étude de Costain et al. (2012), notamment avec l'utilisation de modèles de survie.

Les modèles de survies sont aussi exploités par Jian et al. (2016), mais cette fois selon une perspective différente. En effet, leur étude cherche à modéliser la probabilité qu'un véhicule soit emprunté. La composante spatiale est alors incluse dans l'effort de modélisation afin d'évaluer la distance qu'un usager est prêt à franchir pour atteindre un certain véhicule. Ils concluent que le

type de véhicule influence le comportement de l'utilisateur, mais aussi le taux de motorisation du ménage où la distance qu'un membre est prêt à franchir est inversement proportionnelle au nombre de véhicules disponibles. La notion de récurrence est également utilisée dans la mesure où un membre sera prêt à se déplacer davantage pour accéder à un véhicule qu'il a auparavant utilisé.

Dans le cas de Communauto, De Lorimier et El-Geneidy (2013) ont utilisé les données transactionnelles afin de développer un modèle linéaire pour expliquer le taux d'utilisation des véhicules ainsi qu'un modèle de régression logistique pour estimer la probabilité de réserver un véhicule pour une certaine période. Ils ont trouvé que l'ampleur des stations en termes de véhicules disponibles affectait grandement les variables dépendantes des deux modèles. Également, dû à la saisonnalité, la disponibilité des véhicules chutait durant la saison estivale forçant Communauto à ajuster son offre. Finalement, les sièges pour enfant ainsi que l'âge du véhicule réduisaient les probabilités d'un véhicule d'être employé, augmentant donc la disponibilité générale à cette station. Dans El Fassi et al. (2012) trois stratégies ont été présentées afin de soutenir la croissance du service de Communauto : 1) l'augmentation de la capacité à une station, 2) la consolidation des véhicules de plusieurs stations à une seule station et 3) l'implantation de nouvelles stations.

2.4.4.2 Traces GPS

Sans être contextualisé au domaine de l'autopartage, Wagner (1997) et Draijer et al. (2000) ont été parmi les premiers à intégrer le traitement des traces GPS en complément à des méthodes de collecte par journal de bord (Wolf, Guensler et Bachman, 2001). Doherty et al. (2001) ont quant à eux testé des algorithmes pour détecter divers indicateurs provenant des traces GPS, comme la vitesse, le temps de parcours et les extrémités de déplacements. L'automatisation du traitement des traces GPS et le couplage du motif du déplacement a été effectué par Wolf et al. (2001).

Dans le domaine de l'autopartage, Leclerc, Trépanier et Morency (2013) ont traité les traces GPS produites lors d'emprunts effectués par les usagers de Communauto à Montréal. Un des défis relevés était d'identifier les arrêts effectués pour des activités étant donné le faible taux de capture des données (1 à 4 minutes d'intervalle), d'où l'importance d'un bon algorithme pour limiter les faux positifs (arrêts qui n'ont pas eu lieu) (Hui, Ding, Zheng et Lou, 2017). L'étude révèle une prépondérance pour des motifs d'utilisation non reliés au travail et indique que les

usagers de l'autopartage maximiseraient davantage l'utilisation du véhicule comparé à la population générale.

Également à Montréal, le traitement des traces GPS par Wielinski et al. (2015) a permis d'explorer le comportement des membres du service Auto-mobile. L'avantage des données disponibles par rapport à l'étude de Leclerc et al. (2013) est que l'intervalle de rafraîchissement des données était plus élevé, offrant ainsi une meilleure précision. L'étude s'est quant à elle concentrée à présenter des données d'utilisation d'un service en LSI et de comparer ces données avec celles d'un service en TRAD.

Il faut toutefois faire attention lorsqu'on compare les distances issues de traces GPS à celles obtenues par des données transactionnelles. Effectivement, Lopez et al. (2016) estime que les distances GPS sont sous-évaluées en moyenne de 13%, surtout en milieu urbain. La comparaison produite par Wielinski et al. (2018) montre effectivement un certain écart de mesure selon les sources de données utilisées.

Un autre emploi intéressant des traces GPS a été effectué dans l'étude de Loustau (2010) où les traces GPS générées par les véhicules de Communauto ont été utilisées comme méthode d'analyse de la congestion. Par contre, cette méthode est limitée dans la mesure où les membres peuvent limiter leur exposition au trafic à l'heure de pointe et du même coup réduire l'échantillon d'analyse.

Ce ne sont pas seulement les données GPS provenant de systèmes embarqués qui permettent d'obtenir une vue sur le comportement des usagers. Concas et al. (2013) ainsi que Becker et al., (2017a) ont utilisé des applications mobiles afin de recueillir l'information sur les déplacements de participants. Concas et al. (2013) ont alors pu capturer les déplacements des participants à travers divers modes, tandis que Becker et al. (2017a) ont comparé la mobilité des usagers de l'autopartage basé stations, du libre-service intégral et de la population. L'avantage de ces méthodes est qu'elles peuvent envoyer des notifications aux participants afin de les rappeler d'inscrire des métadonnées sur le déplacement qu'ils viennent d'effectuer, dont le motif (Becker et al., 2017a).

2.4.5 Études basées sur des simulations multi-agents

L'exploitation de simulations multi-agents est un autre créneau important dans la littérature sur l'autopartage. Ces modèles représentent une sélection d'agents possédant des caractéristiques propres à chacun et qui interagissent dans un environnement selon les contraintes prescrites par le système (Barbati, Bruno et Genovese, 2012). Dans le domaine, un outil populaire est l'environnement *MATSim* qui permet de simuler le comportement d'utilisateurs dans un système fermé et ce, avec une résolution très fine. Tous les événements captés sont alors enregistrés pour être par la suite analysés selon la dimension et le niveau d'agrégation désiré (Horni, Nagel et Axhausen, 2016). Ceci permet, entre autres, de simuler et tester des scénarios hypothétiques afin d'y analyser les répercussions sur le système, ce qui contraste avec les sections précédentes (créneaux de recherche) où l'on cherche davantage à caractériser le comportement des membres. En retour, les connaissances et données qui ont émanées lors de ces recherches permettent de calibrer et de valider les modèles multi-agent employés. Dans le domaine de l'autopartage, les simulations multi-agent ont notamment permis de considérer une optique opérateur et de modéliser l'impact à un niveau opérationnel (une réaffectation des véhicules aux stations par exemple), mais également à un niveau stratégique (l'ouverture d'une zone de couverture, l'ajout d'un service LSI, l'électrification complète d'une flotte). L'optique membre peut également être considérée en regardant les caractéristiques des membres (sociodémographique, ménage) et leur comportement (motif, choix modal).

L'étude de la demande dans le cadre de l'autopartage a débuté somme toute récemment dans la littérature. En effet, Ciari, Balmer et Axhausen (2008) ont introduit un cadre de travail proposé pour intégrer l'autopartage dans les simulations multi-agents. Ce n'est qu'en 2013 que Ciari, Schuessler et Axhausen (2013) ont démontré leurs résultats d'une simulation d'agents provenant des données d'un opérateur basé stations à Zurich et dont les résultats sont similaires aux résultats d'enquêtes de mobilité suisse.

Par la suite, Ciari, Bock et Balmer (2014) ont poursuivi une nouvelle étude afin de comparer l'impact de décisions opérationnelles et stratégiques sur le système pour le cas de Berlin sous trois scénarios :

- S1) une représentation de la situation actuelle en modélisant la distribution des membres sur le réseau pour refléter la réalité en plus d'instaurer une offre finie aux stations,

S2) la modification du service actuel en instaurant plus de véhicules aux stations et en rajoutant des stations,

S3) l'ajout d'un service en LSI aux côtés du service en TRAD.

Pour le second scénario (S2), la bonification du système (un peu moins que deux fois l'offre du scénario initial (S1)) a fait en sorte de révéler la demande latente, notamment dans les régions périphériques, en augmentant le nombre d'emprunts par un facteur de 2 et demi. Pour l'ajout du libre-service intégral (S3), une complémentarité est observée entre les services basés stations et la nouvelle offre LSI. En plus d'observer à nouveau une augmentation de l'utilisation du TRAD, on remarque une certaine spécialisation auprès des deux services. Les emprunts de plus courte distance sont principalement effectués sous le chapeau du libre-service intégral, tandis que le contraire est observé pour les plus longs trajets. De plus, le motif déplacement travail/école est plus présent au niveau du LSI, tandis que les motifs liés à la plaisance et au magasinage sont davantage retrouvés au niveau du service basé stations. Similairement à Wielinski (2014), un regard est porté au niveau des modes remplacés par le LSI. On note alors qu'entre 30-35% des emprunts auraient pu être effectués par la voiture privée, 20-25% par le vélo, 20-25% par le transport en commun, 15-20% par la marche et 0-5% par un véhicule partagé du service basé stations.

Balac, Ciari et Axhausen (2015) ont effectué une étude similaire à la précédente pour le cas de Zurich, mais au lieu d'ajouter un service de LSI au troisième scénario, ils ont substitué le service en TRAD en SUS en ajoutant une place de stationnement supplémentaire par station. Ils ont paramétré le système de sorte que la station de destination soit réservée au moment de commencer l'emprunt. Les résultats montrent que l'utilisation des voitures a augmenté de manière significative. En effet, on passe de 2 157 déplacements avec le TRAD à 5 778 avec le SUS (distance moyenne de 6,9 km vs 6,0 km) et le nombre d'utilisateurs uniques passe de 814 à 4 247.

Quant à Heilig et al., (2015), ils ont présenté les résultats de simulations multi-agents sur plusieurs jours et non plus une journée « type de semaine ». Une différence d'utilisation selon le moment de la journée et le jour simulé, notamment au niveau du motif d'emploi, est démontrée. En revanche, un manque de données fait en sorte qu'il est difficile d'évaluer la performance du

modèle. De plus, les auteurs mentionnent que la résolution spatiale utilisée n'est pas encore assez fine et devra être améliorée pour des études subséquentes.

Finalement, Balac et al. (2016) étudient l'influence de la disponibilité en stationnement pour un opérateur en SUS sur le comportement du système. En effectuant plusieurs scénarios qui modélisent des cas où le stationnement est très limité à d'autres cas où le stationnement est sans limites, ils sont arrivés à plusieurs conclusions. Une réduction du nombre de places dans les stations réduit la performance du système en diminuant le nombre d'emprunts et en augmentant le temps de recherche d'un lieu pour se stationner. Le scénario sans contrainte de stationnement offre alors la meilleure performance du service. Cependant, un plus grand accès au stationnement forcera inévitablement l'opérateur à effectuer davantage de relocalisations afin de répondre à l'évolution de la demande au cours d'une journée. Dans un contexte où les ressources pour un opérateur sont finies, des ajouts ciblés aux stations clés amélioreront de façon significative la performance du service.

2.4.6 Synthèse spécifique

En soi, le comportement des membres peut être étudié selon plusieurs perspectives.

- Au niveau de l'adoption des services par les membres, la littérature démontre que la connaissance de l'autopartage peut être un frein notable à son adoption, alors que l'arrivée d'événements déclencheurs peut amener une personne à reconsidérer ses options de mobilité. Le remplacement d'un véhicule, le côté pragmatique, les considérations environnementales, l'augmentation de la mobilité et l'aspect financier sont tous des facteurs menant un nouveau membre à se joindre au service.
- Au niveau des facteurs de succès, la littérature décrit ses membres avec une certaine variabilité au niveau du genre et du revenu, mais un certain consensus est retrouvé au niveau de l'âge moyen (35-45) et de l'éducation (études universitaires). Les caractéristiques du ménage montrent une faible motorisation (1 véhicule et moins), tandis que les attributs du sol indiquent la nécessité d'avoir une bonne offre alternative en transport en commun et en modes actifs pour soutenir le succès de l'autopartage basé stations qui agira comme complément au cocktail de mobilité.

- L'utilisation de l'autopartage basé stations se fait principalement pour des motifs personnels reliés aux activités de plaisance, de magasinage/épicerie ou bien des courses personnelles comme une visite médicale. L'utilisation pour motif travail est relativement faible, mais présente.
- Au niveau des données transactionnelles, elles peuvent être employées dans divers contextes :
 - Dans une mesure descriptive où l'on cherche à présenter empiriquement des données de services et à concevoir des typologies d'utilisation chez les membres.
 - Dans une considération de modélisation d'un processus en particulier, comme la durée de vie d'un membre dans le système ou le choix des véhicules.
 - Dans une considération stratégique en évaluant les stratégies de croissance du service et les facteurs menant à l'utilisation du service.
 - Dans une considération comparative entre services.
- Les données GPS sont intéressantes dans la mesure où l'utilisation réelle du véhicule peut être modélisée, même si aucune méthode n'est parfaite. On peut donc évaluer les emprunts au niveau du déplacement, mais aussi au niveau des lieux d'activités. L'utilisation de données GPS dans un contexte d'enquêtes de mobilité est également retrouvée dans la littérature.
- Les simulations multi-agents présentent un potentiel intéressant dans la mesure où des scénarios hypothétiques peuvent être évalués, notamment au niveau de considérations stratégiques. On peut penser à ce que cette technique soit utilisée en conjonction avec des données transactionnelles empiriques.
- Le transfert modal dû à l'inscription à un service d'autopartage relève également du comportement de l'utilisateur, mais cette facette a été présentée à la section 2.3.2.4 étant donné sa proximité avec l'étude des bénéfices et impacts.

Le Tableau 2.2 présente une synthèse des différents articles présentés dans cette section.

Tableau 2.2 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.4 (en ordre de citation dans le texte)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(6t-bureau de recherche, 2013)	2.4.1	Enquête nationale en France sur les usagers de l'autopartage, l'adoption et les changements modaux introduits par l'autopartage.	Enquête; analyses descriptives.
(Chatterjee et al., 2013)	2.4.1	Étude sur les personnes possédant ou non un véhicule et qui désirent rejoindre un service d'autopartage et les répercussions sur leurs habitudes de mobilité suite à leur inscription.	Sondage ; Entretien qualitatif.
(Millard-Ball et al., 2005)	2.4.1	Étude exhaustive sur l'industrie de l'autopartage.	Revue de la littérature ; sondage ; statistiques descriptives.
(Lane, 2005)	2.4.1	Étude sur l'indice de la clientèle de PhillyCarShare.	Sondage ; analyses descriptives.
(Martin et al., 2010)	2.4.1	Étude sur la réduction de la possession automobile auprès de ménages nord-américains.	Sondage ; analyses descriptives.
(Rydén & Morin, 2005)	2.4.1	Étude des impacts sur les émissions polluantes du programme MOSES (Mobility Services for Urban Sustainability).	Sondage ; analyses descriptives.
(De Luca & Di Pace, 2014)	2.4.1	Modélisation des facteurs amenant un usager à rejoindre un service d'autopartage.	Sondage ; modèle de choix discret.
(Celsor et Millard-Ball, 2007)	2.4.2	Développement d'un outil pour mesurer le potentiel d'un marché selon les caractéristiques socio-économiques, les attributs d'utilisation du sol et son offre de transport.	Données de recensement ; SIG.
(Stillwater et al., 2009)	2.4.2	Effet de la démographie ainsi que de l'environnement sur l'utilisation de l'autopartage en TRAD.	Analyses descriptives ; SIG régression.
(Grasset & Morency, 2010)	2.4.2	Liens entre les attributs d'utilisation du sol, l'accessibilité au service et le comportement de l'usager.	Analyses descriptives ; SIG ; régression linéaire.
(Jorge et Correia, 2013)	2.4.4.1	Revue sur les études impliquant l'estimation de la demande en autopartage.	Revue de la littérature.
(Morency et al., 2007)	2.4.4.1	Utilisation de techniques de data mining (clustering) afin de caractériser l'utilisation d'un service d'autopartage.	Analyses descriptives ; segmentation

Tableau 2.2 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.4 (en ordre de citation dans le texte) (suite)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Qian et al., 2017)	2.4.4.1	Utilisation de techniques de forages de données afin d'exposer le comportement des membres.	Analyses descriptives; segmentation.
(Habib et al., 2012)	2.4.4.1	Utilisation de modèles imbriqués afin de modéliser la persistance d'un membre dans le système.	Modèle économétrique (risque/logit/probit).
(Costain et al., 2012)	2.4.4.1	Analyses diverses sur le comportement des membres d'un service d'autopartage à Toronto.	Modèle économétrique (risque/logit/probit).
(Jian et al., 2016)	2.4.4.1	Modélisation du choix d'un véhicule dans un service basé stations.	Modèle de survie avec composante spatiale.
(De Lorimier et El-Geneidy, 2013)	2.4.4.1	Facteurs influençant l'utilisation et la disponibilité des véhicules dans un service d'autopartage en TRAD.	Régression logistique.
(El Fassi et al., 2012)	2.4.4.1	Évaluation des options stratégiques pour un opérateur afin de soutenir sa croissance.	Simulations à événements discrets.
(Wagner, 1997)	2.4.4.2	Implantation d'un dispositif embarqué pour recueillir les déplacements des usagers pour compléter/substituer les méthodes traditionnelles.	Traces GPS ; journal de bord.
(Draijer et al., 2000)	2.4.4.2	Utilisation d'un dispositif pour capturer les déplacements de sujets.	Traces GPS ; journal de bord.
(Doherty et al., 2001)	2.4.4.2	Utilisation de traces GPS afin de compléter/substituer les techniques de collecte de données par sondage.	Traces GPS ; SIG.
(Wolf et al., 2001)	2.4.4.2	Utilisation des traces GPS afin d'en déduire des métadonnées pour remplacer les études par journal de bord.	Traitement de traces GPS.
(Leclerc et al., 2013)	2.4.4.2	Utilisation de traces GPS afin de déterminer les composantes de la chaîne de déplacements dans un contexte d'autopartage en TRAD.	Traces GPS ; SIG ; analyses descriptives.
(Wielinski et al., 2015)	2.4.4.2	Étude empirique sur le comportement des usagers en LSI avec une comparaison avec le TRAD.	Analyses descriptives; SIG ; sondage.
(Lopez et al., 2016)	2.4.4.2	Étude sur les considérations et limites de l'exploitation de traces GPS dans l'établissement du comportement des membres	Traitement de traces GPS et transactionnelles.

Tableau 2.2 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.4 (en ordre de citation dans le texte) (suite et fin)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Wielinski et al., 2018)	2.4.4.2	Comparaison de plusieurs sources de données passives dans la modélisation du comportement de l'utilisateur.	Données GPS, capturées et transactionnelles; analyses descriptives.
(Loustau et al., 2010)	2.4.4.2	Comparaison entre deux techniques d'exploitation de données GPS.	Traitement de traces GPS.
(Concas et al., 2013)	2.4.4.2	Utilisation d'une application mobile (TRACT-IT) afin d'en déduire le comportement de l'utilisateur.	Traitement de traces GPS.
(Becker et al., 2017a)	2.4.4.2	Différence sociodémographique et de mobilité urbaine entre les usagers du TRAD, LSI et population générale.	Sondage avec application qui suit le sujet durant l'étude ; régression logistique ; MMI ; inférence de causalité.
(Barbati et al., 2012)	2.4.5	Revue de la littérature sur l'utilisation de modèles multi-agents comme outil d'optimisation.	Revue de la littérature.
(Horni et al., 2016)	2.4.5	Introduction au logiciel MATSim.	Documentation.
(Ciari, Balmer, & Axhausen, 2009)	2.4.5	Conceptualisation de l'implantation de l'autopartage dans une simulation multi-agents.	MATSim.
(Ciari, Schuessler, & Axhausen, 2012)	2.4.5	Simulation de l'intégration d'un opérateur d'autopartage en Suisse basé en TRAD.	MATSim.
(Ciari, Bock, & Balmer, 2014)	2.4.5	Comparaison de plusieurs simulations, dont la bonification de l'offre ainsi que l'ajout d'un service en LSI.	MATSim.
(Balac, Ciari, & Axhausen, 2015)	2.4.5	Comparaison de plusieurs simulations dont la bonification de l'offre ainsi que la substitution du TRAD par un SUS.	MATSim.
(Heilig, Mallig, Schröder, Kagerbauer, & Vortisch, 2015)	2.4.5	Présentation de résultats d'une simulation incorporant de multiples opérateurs d'autopartage, mais modélisés sur plusieurs jours.	MobiTopp.
(Balac, Ciari, & Axhausen, 2016)	2.4.5	Incidence de l'offre en stationnement.	MATSim.

2.5 Littérature sur les systèmes à sens unique

Cette section présente l'état de l'art au niveau des systèmes et études concernant l'autopartage en sens unique. Tel que présenté à la section 2.2.1, l'autopartage en sens unique se décline en deux services, soit le sens unique en stations (SUS) et le libre-service intégral (LSI). À travers la présente section, ces deux types seront traités conjointement, mais des précisions particulières seront soulevées selon le cas. Par contre, étant donné le contexte de la présente thèse, l'approche sera davantage orientée vers les structures en libre-service intégral, sans toutefois omettre l'importance et les particularités du SUS.

2.5.1 Les débuts de l'autopartage en sens unique

Au niveau de l'historique des systèmes à sens unique, Shaheen et al. (2015) présentent une revue des premières itérations de ces systèmes, les raisons menant à leur succès ou leur fin et les leçons retenues. On mentionne que les premiers services ont fait leur apparition dans les années 70, avec notamment *Procotip* et *Witkar*. Des problèmes de gouvernance et financiers, la présence d'abus par les usagers, des difficultés à relocaliser les véhicules ont tous été des facteurs soulignés qui ont mené à la fermeture de ces services. *Witkar* comprenait même des véhicules électriques, mais la gestion de la recharge a également contribué à la fin du programme.

D'autres ont réussi à continuer à opérer malgré le caractère précurseur du service. Un exemple est *Liselec* du constructeur Peugeot (Comox, 2006) qui, en 1993, offrait une flotte électrique. Ce programme est toujours en opération sous la bannière Yélo Mobile⁴ et selon Shaheen et al. (2015) le programme existe toujours notamment dû à une aide financière gouvernementale continue.

L'Annexe C présente une synthèse proposée par Shaheen et al. (2015) de 7 services d'autopartage précurseurs ainsi que les raisons relatives à leur succès ou à leur fermeture.

2.5.2 Catégorisation de la littérature

Plusieurs perspectives de ces services en sens unique ont été étudiées. On peut alors penser à partager la littérature en essentiellement 5 catégories d'études non mutuellement exclusives.

⁴ <https://yelo.agglo-larochelle.fr/autopartage/fonctionnement-stations-yelomobile>

- 1) Les études sur le débalancement et le repositionnement des véhicules.
- 2) Les études visant à documenter les bénéfices et impacts environnementaux (taux de possession automobile, émissions polluantes, changements modaux).
- 3) Les études mettant de l'avant le comportement empirique et spatio-temporel des membres d'un système.
- 4) Les études à caractère stratégique pour les opérateurs.
- 5) Les études comparatives ou de « benchmarking ».

Les prochaines sections traiteront brièvement de l'éventail d'articles disponibles auprès de chacune de ces catégories. Des liens seront effectués avec le service basé stations, notamment au niveau de la section traitant des bénéfices de l'autopartage.

2.5.3 Problèmes de débalancement de l'offre

Les caractéristiques fondamentales des services à sens unique rendent possible d'effectuer des emprunts dont la destination diffère de l'origine. Ceci, avec une demande asymétrique, peut par conséquent créer un débalancement du système et par le fait même augmenter la complexité de gestion d'un tel service (Lopes, Martinez et de Almeida Correia, 2014). Cette section recense donc les travaux effectués au niveau de la redistribution des véhicules dans un système d'autopartage en sens unique. Deux principales méthodes sont retrouvées dans la littérature, à savoir la relocalisation par l'opérateur, ainsi que la relocalisation effectuée par les usagers eux-mêmes (Weikl et Bogenberger, 2013).

2.5.3.1 Relocalisation par l'opérateur

La relocalisation par l'opérateur implique que ce dernier déploie des ressources afin de repositionner les véhicules dans son système. Cette question est traitée depuis la fin des années 1990 (Barth et Todd, 1999). On s'intéressait d'ores et déjà à exploiter les données historiques d'utilisation afin de créer des prévisions de demande pour ainsi mieux repositionner les véhicules. Puis Kek et al. (2006) se sont penchés sur la question, mais en tentant de minimiser les ressources affectées à la redistribution tout en gardant le niveau de service pour les membres à un certain seuil.

Pour ce qui est de Smith et al. (2013), ils ont exploré le sujet avec une vision différente où ils employaient des chauffeurs pour relocaliser les véhicules, mais également pour reconduire les clients vers leur destination. Fan et al. (2008) ont quant à eux évalué un modèle où l'opérateur avait l'option d'accepter ou de refuser un certain déplacement, dans le but de garder un certain équilibre dans le système. La relocalisation pour des systèmes en SUS est facilitée par l'accès à des stations physiques, ce qui réduit la variabilité d'origines et de destinations possibles, et par la nécessité (en général) d'effectuer une réservation au préalable (les stations de début et de fin peuvent être connues), contrairement au LSI.

L'intégration de données en temps réel, dans l'application d'un modèle de relocalisation, a été testée par Weikl et Bogenberger (2015). Leur modèle en six étapes propose un plan de relocalisation des véhicules basé sur des zones macroscopiques et microscopiques ainsi que leur demande historique. Cela a permis de diminuer le temps d'attente des membres en plus d'augmenter l'utilisation des véhicules, ce qui s'est traduit par une augmentation des profits d'environ 5%.

Une autre considération et la prise en charge des véhicules électriques et de leur recharge inhérente, ce qui est fait par Repoux et al. (2015). On prend alors en compte les temps de recharge, mais également le niveau de charge du véhicule.

2.5.3.2 Relocalisation par l'utilisateur

La seconde méthode de relocalisation mise sur les membres afin d'éviter au personnel de l'opérateur d'effectuer les différentes opérations, ce qui peut ainsi réduire les coûts d'opération. Barth et al. (2004) ainsi que Uesugi et al. (2007) ont développé une méthode qui consiste à consolider ou diviser des groupes d'utilisateurs selon la situation.

Pour les occasions où il y a trop de voitures stationnées à une station, on peut inciter les utilisateurs à diviser leur groupe afin qu'ils puissent ramener une seconde voiture avec eux lors de leur déplacement vers la nouvelle station.

Dans une situation contraire où il y a une pénurie de véhicules à la station de départ, on pourrait demander aux utilisateurs de voyager ensemble à bord d'un même véhicule. Cette méthode a donné une réduction de 42% des relocalisations nécessaires effectuées par des employés (Barth et al., 2004). Afin d'inciter les membres à y participer, le principal mécanisme de persuasion a été celui

de la tarification variable (Barth et al., 2004). En revanche, un des problèmes relevés est celui des barrières sociologiques associées au groupement de plusieurs individus (Correia et Viegas, 2011), étrangers l'un à l'autre, pour les activités de consolidation.

Un autre mécanisme s'intéresse à la combinaison origine-destination des déplacements. Di Febbraro et al. (2010) ont exploité cette avenue. Le principe est qu'à l'aide d'incitatifs monétaires, l'utilisateur sera motivé à modifier son parcours initial. Par exemple, il pourrait être incité à se déplacer davantage afin d'aller chercher un véhicule qui est dans une zone moins en demande, ou bien le contraire, l'utilisateur va être amené à se départir de son véhicule dans une zone intéressante au bénéfice de futurs utilisateurs. Les conclusions furent qu'en utilisant cette méthode, moins de véhicules sont nécessaires afin de répondre à l'offre. Par contre, on rapporte que certains déplacements, comme ceux effectués dans le cadre d'un déplacement vers le travail ou l'école, sont moins propices à ce genre de mécanismes, car ils sont davantage contraints. Aussi, une certaine barrière technologique est présente, car l'information doit être accessible à l'utilisateur en temps réel pour que le mécanisme soit fonctionnel. Finalement, on rapporte que l'instabilité due au prix variable peut en dissuader plusieurs d'utiliser le service (Jorge et Correia, 2013). Par exemple, la compagnie Uber a été critiquée dans le passé, car elle offrait des prix jugés exorbitants lors de certaines situations dites en « pénurie » (Eddie, 2016).

2.5.4 Impacts des véhicules partagés en libre-service intégral sur les bénéfices de l'autopartage

2.5.4.1 Mise en contexte

Car2go a fait l'annonce de l'implantation de son premier service d'autopartage en libre-service intégral en 2008 à Ulm en Allemagne (Daimler, 2008). Ce n'est que quelques années plus tard que les premiers articles ont été publiés sur le sujet. C'est le cas de Firnkorn et Müller (2011) qui estiment qu'il faut être vigilant dans la transférabilité des bénéfices de l'autopartage basé stations aux systèmes en libre-service intégral.

Dans la communauté, plusieurs mentionnent leurs préoccupations par rapport à cette nouvelle forme d'autopartage. Comme Shaheen et al. (2015) le mentionnent suite à leur enquête auprès d'opérateurs nord-américains, les schémas en sens unique sont perçus par certains opérateurs comme pouvant occasionner de la concurrence aux transports en commun dans les villes et ce,

contrairement à leurs impressions que les services basés stations les complètent. Également, une revue de presse de Communauto juste avant l'implantation du libre-service intégral à Montréal (Communauto, 2013b) véhicule la vision de l'entreprise d'offrir ce type de service, mais toujours « [...] de façon responsable. » en « [...] intégrant cette offre à celles du transport en commun, du taxi, du vélo et de l'autopartage [...] » sans quoi « [...] nous nuirons à l'objectif partagé par tous les intervenants qui reste de réduire le nombre de véhicules (privés) en circulation. ». De plus, l'entreprise reste prudente puisqu'elle mentionne que les véhicules en LSI n'ont pas encore fait « leurs preuves » au niveau de la réduction de la possession automobile et de l'utilisation de celle-ci.

Donc, les bénéfices et impacts détaillés à la section 2.3 pour l'autopartage basé stations doivent être à nouveau couverts par la littérature, ce qui est soulevé dans la présente section.

2.5.4.2 Impacts des véhicules en libre-service

Débutant avec l'étude pionnière de Firnkorn et Müller (2011) qui s'est penchée sur la question de l'impact, sur la possession automobile, des membres du nouveau service de car2go à Ulm. Se basant sur des prévisions, les auteurs concluent que l'autopartage en libre-service intégral pourrait vraisemblablement contribuer à limiter les émissions polluantes et réduire la possession automobile de façon similaire à l'autopartage traditionnel. De plus, les auteurs indiquent que le service car2go affichait un taux de pénétration de marché pondéré nettement plus élevé que celui de l'autopartage basé stations. Ceci ferait en sorte que les effets conclus pourraient être davantage perçus dû à la magnitude de l'effet.

Similairement, le cas de 6t-bureau de recherche (2014) affirme qu'en valeurs absolues, l'impact de la réduction du parc automobile privé par le service *Autolib'* (SUS) serait plus élevé que celui du service basé stations *Mobizen*. Cependant, ce n'est qu'à cause de la plus imposante flotte de véhicules, puisque les chercheurs concluent qu'une voiture partagée traditionnelle remplace 7 voitures privées, tandis qu'une auto provenant du service *Autolib'* n'en remplace que 3 en moyenne. Le motif travail est également mentionné. En effet, 32% des usagers d'*Autolib'* mentionnent utiliser « souvent » le service pour leurs activités de type travail, alors que 6% d'entre eux le font de façon systématique. On mentionne notamment la disponibilité du stationnement à l'arrivée comme élément facilitateur pour utiliser ces véhicules. Finalement, on constate également que le service basé stations est utilisé à une fréquence moindre (80%

l'utilisent 3 fois ou moins par mois, comparé à 57% des usagers d'autolib' qui utilisent le service plus de 2 fois par semaine). L'utilisation pour motif travail (ou relié à) est également souligné par les études de (Le Vine et Polak, 2017; Seattle Department of Transportation, 2014).

Wielinski (2014) se penche sur la caractérisation de l'impact d'implantation de l'autopartage en libre-service intégral à Montréal. Une partie de l'analyse implique l'analyse d'une enquête auprès des utilisateurs du service qui sont sondés sur le mode utilisé dans un cas où le service ne serait pas en opération. Le transport en commun (24%), un véhicule du service basé stations (18%) ainsi que la marche (14%) sont les trois modes les plus recensés. Par contre, il ne faut pas non plus sauter aux conclusions trop rapidement au niveau de la compétitivité avec le transport en commun, puisque la même question posée par Namazu et Dowlatabadi (2018) auprès de membres d'un service basé stations montre que 41% des répondants utiliseraient davantage le TC si ce n'était pas de l'autopartage.

Mentionnant l'étude de Namazu et Dowlatabadi (2018), elle compare les ménages des membres ayant adhéré à un service d'autopartage en libre-service intégral et/ou à un service basé station pour la région de Vancouver. Les résultats démontrent une réduction de la possession automobile pour les trois groupes, mais la diminution est plus importante pour les groupes étant membre du service basé stations. En effet, le taux de possession automobile a diminué de ~35% pour les groupes comprenant l'opérateur Modo (basé stations) comparé à 12% pour l'opérateur car2go (libre-service intégral). De plus, l'enquête demandait d'indiquer l'alternative employée si jamais le service d'autopartage n'était pas disponible. Les auteurs concluent que l'absence d'un service basé stations amèneraient les membres à se procurer un véhicule privé, ce qui n'est pas le cas pour le service en LSI étant donné le taux de possession automobile déjà plus élevé et la plus faible proportion des membres qui se sont départis de leur véhicule. En regard aux facteurs qui inciteraient les membres qui ne se sont toujours pas départis de leur(s) véhicule(s), l'étude réalisée par Gleave et Bewick (2017) permet de constater qu'une plus grande disponibilité au niveau de l'offre par l'opérateur ainsi que de meilleures alternatives en transport permettraient d'abaisser davantage le taux de possession automobile.

En regard aux services de car2go, l'étude de Martin et Shaheen (2016) montre une certaine réduction de l'usage du TC ainsi qu'une augmentation de la part modale de la marche (également soulevée par Gleave et Bewick (2017)), mais le service le plus touché reste le taxi qui a

considérablement été moins utilisé suite à l'adhésion au service car2go. Au niveau de la possession automobile, on fait état qu'un véhicule en libre-service remplace en moyenne 7 à 11 véhicules privés en plus de réduire la distance motorisée parcourue annuellement par un membre de 6% à 16%. Fait intéressant, Le Vine et Polak (2017) mentionnent également un impact au niveau de la possession automobile pour les membres d'un service LSI, mais cet impact est davantage ressenti chez les membres utilisant davantage le service, mais moins pour ceux ayant un revenu plus important et un niveau d'éducation plus élevé.

Quant à Wang et al. (2017), leur étude jette un regard différent sur la question. En effet, ils déduisent les emprunts effectués dans un service en LSI à l'aide de données passives capturées (comme démontré en 3.1.5). Les auteurs comparent les durées d'emprunts des paires OD capturées aux temps pris en transport en commun pour une même paire OD. En moyenne, les auteurs estiment au tiers le temps utile avec un véhicule en libre-service pour effectuer un même trajet qu'en transport en commun. De plus, même si le gain en temps est considérable, les emprunts effectués par un véhicule en libre-service ne sont pas effectués plus souvent pour des paires OD où le gain en temps est plus important. Sur le même sujet, l'étude du CarPlus Annual Survey of Car Clubs (Gleave et Bewick, 2017) présente les motifs principaux d'utilisation étant fortement relié à la durée du déplacement et des alternatives : le plus important facteur était une durée de déplacement plus courte suivi d'un temps en transport commun trop élevé. Le fait de transporter des biens était également soulevé comme facteur justifiant l'utilisation d'un véhicule en libre-service.

2.5.4.3 Enquêtes de mobilité

Pour ce qui est des études basées sur des enquêtes de mobilité impliquant le LSI, trois sont présentées dans le présent document. Kopp et al. (2015) comparent les usagers du LSI et ceux n'utilisant pas l'autopartage à l'aide d'une enquête par le biais d'enregistrement des déplacements via une application mobile, tandis que Becker et al. (2017a) comparent les membres du LSI, les membres du TRAD et la population générale. Finalement, Berson et al. (2016) utilisent les données d'un opérateur d'autopartage en plus d'une enquête web pour comparer les usagers du LSI et du TRAD.

Il est tout de même difficile de comparer les résultats des études, en raison des nombreux résultats générés, mais également à cause des méthodes de comparaison utilisées, celle-ci n'ayant

pas les mêmes groupes de référence. Le Tableau 2.3 présente tout de même une synthèse des résultats des trois publications.

- Au niveau sociodémographique, seule l'étude de Kopp et al. (2015) ne présente pas les usagers du LSI comme étant typiquement de jeunes hommes. Le revenu n'a pas de consensus pour une ou l'autre des études, mais l'éducation reste un facteur prononcé.
- Pour les motifs d'activités, Kopp et al. (2015) l'évaluent dans le cadre de la mobilité générale de la personne (bien évidemment puisque le groupe contrôle ne pratique pas l'autopartage), tandis que Becker et al. (2017a) se concentrent exclusivement sur les motifs reliés à l'autopartage. Ces derniers démontrent que le TRAD est utilisé davantage pour les activités à caractère de plaisance ou de transport de marchandise, tandis que le LSI l'est pour des motifs comme le travail, un transfert de l'aéroport ou bien de visite.
- Pour la part modale, les comparaisons sont difficiles. Le point de vue de Becker et al. (2017a) est intéressant dans la mesure où ils comparent l'impact suivant l'adhésion au service. Le basé stations amène à une plus grande utilisation du TC et de la marche, tandis que le LSI réduit significativement l'utilisation du taxi. On note pour Berson et al. (2016) et Kopp et al. (2015) un usage du vélo plus intense pour les usagers d'un LSI. De ces modes utilisés, il en découle un calcul de l'indice de multimodalité. Kopp et al. (2015) affirment que les usagers du LSI utilisent un plus grand éventail de solutions de mobilité.

Renchérissant avec des résultats provenant de données empiriques, l'étude de 6t-bureau de recherche (2014) montre peu de différences notables sur les caractéristiques entre les membres du TRAD et du SUS. C'est surtout au niveau de l'âge où une différence est notée, avec une clientèle plus jeune et une proportion d'étudiants plus élevée pour le SUS. Les cas de Montréal (Wielinski, 2014) et de Berlin/Munich (Müller, Schmöeller et Giesel, 2015) font également référence à une clientèle plus jeune, mais aussi avec une prépondérance pour le genre masculin.

2.5.5 Comportement empirique des membres

2.5.5.1 Données empiriques transactionnelles

La première étude recensée sur des données empiriques d'un opérateur d'autopartage en libre-service intégral remonte à 2012 avec la contribution de Kortum et Machemehl (2012) sur les données transactionnelles de car2go à Austin au Texas. Ce document dresse un portrait global de la performance du service de car2go, propose une méthode générique pour prévoir l'adoption et présente une méthode d'allocation des véhicules afin de maximiser les revenus de l'entreprise. Leur méthode de prédiction de la demande propose en premier lieu d'identifier toutes les zones où au moins un membre est prédit d'y résider, puis en ne considérant que ces zones, y estimer la magnitude de l'adoption (la proportion de la population qui adhère au service). Le fait de résider à l'intérieur de la zone de couverture apporte la plus grande influence prédictive dans le modèle (78% des membres résident à l'intérieur de la zone de couverture).

En étudiant le cas de Berlin et Munich, Schmöller et al. (2015) exploitent les données empiriques afin de dégager des connaissances préliminaires des deux services, ce qui est intéressant puisque la comparaison entre les deux villes peut être effectuée. On présente plusieurs statistiques descriptives des services, tant au niveau temporel qu'au niveau de l'utilisation des membres en fonction de la météo ou du type d'emprunt effectué. Également suite à un exercice de segmentation spatio-temporel de la demande, on y démontre que la demande est asymétrique et comporte des débalancements entre l'offre et la demande, se concentrant surtout dans divers secteurs.

Wielinski et al. (2015) se penchent aussi sur la présentation de résultats préliminaires, cette fois sur le cas de Montréal, mais en incluant une comparaison avec des données empiriques d'un service basé stations opérant dans le même territoire de desserte. L'importante différence entre les distances et durées entre les réservations des services est décrite (LSI : $8,0 \pm 12,2$ km ; TRAD : $49,3 \pm 87,4$ km). Les moments d'usage temporels du service ressemblent à ceux déclarés par Schmöller et al. (2015). Faits intéressants, l'étude du cas de Montréal a croisé les données transactionnelles avec celles d'une enquête sur le motif d'utilisation ainsi que sur le mode remplacé suite à l'utilisation du service LSI. Au même titre que le basé stations, c'est principalement des emprunts pour motif de plaisance qui sont effectués, mais des trajets en sens unique pour retourner à la maison ou aller visiter des amis sont recensés. Puisque deux services

sont intégrés par le même opérateur, les auteurs introduisent une nomenclature initiale des usagers. Ceux étant strictement usagers du basé stations, ceux étant strictement membres du libre-service intégral ou bien ceux employant les deux services. Une différence quant au comportement d'utilisation du système selon la catégorie des membres est démontrée.

Dans Müller et Bogenberger (2015), le service *DriveNow* de Berlin est étudié, cette fois sous une optique de prévision de la demande à l'aide de séries temporelles. Deux méthodes de prévision ainsi que quatre horizons temporels de données ont été employés afin de prédire la demande en véhicules par heure pour chaque zone géographique. Pour Müller et al. (2015), on continue sur le cas de *DriveNow*, mais cette fois selon le cas de Berlin et Munich en utilisant la méthode de segmentation présentée par Schmöller et al. (2015). Ce qui est intéressant et différent dans leur étude est qu'ils effectuent un début de comparaison entre les véhicules conventionnels et électriques. En plus de mentionner un effet probable de crainte face à l'autonomie des véhicules, ils présentent les raisons pour lesquelles les membres utilisent ou non les véhicules électriques. D'un côté, le désir de tester la technologie, le plaisir de conduite et les considérations environnementales sont des éléments qui incitent les usagers à utiliser ces véhicules, tandis que la faible disponibilité des véhicules électriques, l'insécurité de les utiliser ainsi qu'une autonomie trop faible jouent un effet inhibiteur.

L'autopartage en libre-service intégral permet aux membres d'utiliser un véhicule sans réservation a priori, en lui offrant la possibilité de localiser le véhicule à l'aide d'une application mobile. L'étude fait par Niels et Bogenberger (2017) se penche sur le comportement des membres suivant les données collectées par l'application mobile de l'opérateur. L'application mobile est employée dans la majorité des cas (78%) pour effectuer une réservation, mais seulement 13% de toutes les observations où un membre a ouvert l'application se sont soldées par une réservation. Bien entendu, la proximité du véhicule joue un rôle prépondérant dans sa sélection, mais la présence d'un véhicule électrique peut inciter un membre à se déplacer davantage.

2.5.5.2 Modélisation spatio-temporelle

L'étude de la demande spatio-temporelle des schémas en libre-service intégral est également un domaine de recherche qui a capturé l'intérêt de chercheurs. On vise généralement à comprendre, expliquer et prédire les mouvements de véhicules dans le système.

Dans le cas de Wagner et al. (2016), la méthodologie employée utilise une base de données de points d'intérêts (POI) comme variables explicatives dans leur modèle. En effet, les auteurs créent des zones de 100m par 100m et agrègent tous les points d'intérêts contenus à 1 km de marche de rayon. On nuance également l'effet de la délimitation de la zone de couverture sur le comportement des membres. En effet, dans certains cas les membres iraient s'agglutiner près des limites de la zone puisqu'ils veulent minimiser la distance à parcourir entre la fin de l'emprunt et leur lieu d'activité. Ceci biaiserait alors l'effet des POI dans ces zones puisque l'attrait d'une zone ne serait pas motivé que par ceux-ci. Cette méthode permettrait de répondre à des considérations stratégiques, notamment pour l'expansion de la zone de desserte.

Pour ce qui est de Klemmer et al. (2016), l'aspect temporel est intégré dans leur méthode. À l'instar de Wagner et al. (2016), ils effectuent une segmentation au niveau des points d'intérêt afin de ne conserver que 12 groupes de POI similaires. Pour chaque catégorie, ils modélisent par jour de semaine, fin de semaine et par plage horaire de six heures les coefficients rattachés à ces variables. Ils prouvent que les points d'intérêts sont dépendants de l'aspect temporel et peuvent aider un opérateur à la relocalisation des véhicules. Cependant, la portée de l'influence des bordures des zones de service sur le comportement de l'utilisateur n'est toujours pas prise en compte.

Willing et al. (2017) explore la question de recherche de l'influence des points d'intérêts, cette fois en se basant sur l'estimation des probabilités de densité pour chaque classe de POI et ce, en considérant l'impact temporel. La capacité d'identifier les zones où la demande est plus élevée selon le moment de la journée permettrait à l'opérateur d'inclure une tarification variable afin d'inciter les membres à conserver un certain équilibre dans le service, un peu comme l'approche de relocalisation basée usagers le suggère (section 2.5.3.2). De plus, la possibilité d'examiner le potentiel de nouvelles zones d'expansion est démontrée, afin de notamment circonscrire la zone afin d'éviter les zones où une faible demande serait prédite.

L'autopartage en SUS est également étudié dans ce domaine. L'étude de Boldrini et al. (2016) est davantage centrée sur l'analyse des données transactionnelles du service *Autolib'* composé exclusivement de véhicules électriques. L'effet spatio-temporel sur la disponibilité des véhicules aux stations est alors investigué. Ils établissent qu'il existe deux types de stations quant à la disponibilité des véhicules : 1) celles qui se remplissent à la tombée du jour et 2) celles qui se remplissent en milieu de journée.

2.5.5.3 Caractérisation de l'emprunt avec des ensembles de données limités

La caractérisation des emprunts effectués avec des véhicules partagés a été le sujet de plusieurs études (Hui et al., 2017; Leclerc et al., 2013). L'emploi des données GPS facilite grandement cette tâche puisque l'entièreté de l'emprunt peut alors être analysée. Les activités intermédiaires peuvent être détectées et donc l'emprunt peut être scindé en plusieurs déplacements.

Par contre, certains formats de données ne présentent qu'une vue ponctuelle de l'état du véhicule (odomètre, horodatage, coordonnées géographiques) à l'origine et à la destination. L'écart entre les deux prises d'informations permet alors d'en déduire la durée et la distance parcourue de l'emprunt en plus de la paire de coordonnées OD. Les données transactionnelles en sont un exemple, mais également les données dites capturées offrent une vue similaire au chercheur (ce jeu de données est expliqué de façon plus explicite à la section 3.1.5).

Considérant que la modélisation spatio-temporelle reste adaptée pour des paires OD d'emprunts, certaines études tentent d'inférer le comportement du membre entre le début et la fin de l'emprunt, ce qui en pratique est moins trivial.

La littérature présente plusieurs méthodes afin de classer les emprunts principalement en trois types. Le Tableau 2.4 présente les différentes études avec le type d'emprunt observé ainsi que la méthode employée pour l'identifier.

Tableau 2.4 Synthèse de méthodes pour caractériser un emprunt avec ensembles de données limités

ID	Auteurs	Type d'emprunt	Méthode
1	(Schmöller et al., 2014)	Chaîne fermée	<ol style="list-style-type: none"> 1. Emprunt avec une distance OD de moins de 400 mètres et une distance parcourue de 3 km et plus. 2. Emprunt avec une distance OD de moins de 800 mètres et une distance parcourue de 4 km et plus.
2	(Wielinski, 2014)	Chaîne fermée	Même que (Schmöller et al., 2014).
3	(Boldrini et al., 2017)	Déplacement direct	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calculer le chemin sur réseau le plus court entre l'origine et la destination. <ol style="list-style-type: none"> a. Si la durée de l'emprunt est entre 0.9-1.2 fois la durée du chemin sur réseau le plus court, l'emprunt est classé comme déplacement direct.
4	(Boldrini et al., 2017)	Chaîne ouverte	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calculer le chemin sur réseau le plus court entre l'origine et la destination. 2. Calculer la distance OD à vol d'oiseau entre l'origine et la destination. 3. Calculer le temps de parcours sur réseau le plus court à une vitesse constante de 50 km/h. <ol style="list-style-type: none"> a. Si la durée de l'emprunt est plus élevée que la durée calculée et que la distance OD est plus élevée que 500 mètres, alors l'emprunt est classé comme étant une chaîne ouverte.
5	(Boldrini et al., 2017)	Chaîne fermée	<ol style="list-style-type: none"> 1. Calculer le chemin sur réseau le plus court entre l'origine et la destination. 2. Calculer la distance OD à vol d'oiseau entre l'origine et la destination. 3. Calculer le temps de parcours sur réseau le plus court à une vitesse constante de 50 km/h. <ol style="list-style-type: none"> a. Si la durée de l'emprunt est plus élevée que la durée calculée et que la distance OD est plus élevée que 500 mètres, alors l'emprunt est classé comme étant une chaîne fermée.
6	(Wang et al., 2017)	Déplacement direct	<ol style="list-style-type: none"> 1. Les emprunts avec une distance sur réseau entre l'origine et la destination dont la durée estimée serait de moins de 2 minutes (environ 500 mètres) seraient éliminés du jeu de données. 2. Les emprunts dont la durée estimée sur réseau est plus élevée de 50 minutes sont éliminés du jeu de données. 3. Les emprunts dont la durée est de plus de 24 heures sont enlevés du jeu de données.
7	(Wielinski et al., 2018)	Déplacement direct & chaîne ouverte	<ol style="list-style-type: none"> 1. Méthode GPS: <ol style="list-style-type: none"> a. La distance OD à vol d'oiseau de l'emprunt est plus de 750 mètres ainsi que la distance totale parcourue est plus de 500 mètres. 2. Méthode emprunts capturés: <ol style="list-style-type: none"> a. La distance OD à vol d'oiseau de l'emprunt est plus de 750 mètres ainsi que la durée de l'emprunt est plus élevée que 10 minutes.
8	(Wielinski et al., 2018)	Chaîne de déplacements avec retour à l'origine	<ol style="list-style-type: none"> 1. Méthode GPS: <ol style="list-style-type: none"> a. La distance OD à vol d'oiseau de l'emprunt est plus de 750 mètres ainsi que la distance totale parcourue est moins de 1000 mètres. 2. Méthode emprunts capturés: <ol style="list-style-type: none"> a. La distance OD à vol d'oiseau de l'emprunt est moins de 750 mètres ainsi que la durée de l'emprunt est plus élevée que 30 minutes.

Le premier type d'emprunt est le « déplacement direct ». Cet emprunt suppose que le membre s'est déplacé jusqu'à sa destination sans effectuer d'activité ou d'arrêt en chemin. Comme dans le cas de Wang et al. (2017), ce type d'emprunt est exclusivement conservé dans leur analyse puisque c'est le type de comportement qui peut être le plus susceptible de compétitionner directement le TC. Ce que l'on retrouve généralement c'est une condition au niveau de la distance entre l'origine et la destination (entre 400 et 800 mètres) : plus la distance OD est élevée, plus la probabilité que le membre ait effectué un déplacement direct est élevée.

En revanche, un emprunt peut être qualifié de « chaîne ouverte », où comme un déplacement direct, la distance entre l'origine et la destination reste élevée, mais dans ce cas le membre a effectué un ou plusieurs arrêts pour fin d'activité. Ces arrêts augmentent indéniablement le temps de parcours de l'emprunt. On remarque par conséquent que la durée de l'emprunt provenant des données passives est quelquefois comparée à un temps hypothétique calculé sur le réseau représentant le chemin le plus court entre l'origine et la destination (Boldrini et al., 2017; Wang et al., 2017).

Finalement, l'emprunt qualifié de « chaîne fermée » représente le cas de figure d'un service basé stations, c'est-à-dire avec un retour à l'origine. La distance entre l'origine et la destination est à nouveau employée, mais cette fois-ci on cherche à identifier les emprunts avec une faible distance OD et une grande distance parcourue.

En somme, malgré une définition similaire des types d'emprunts entre les études, les méthodes pour identifier ces emprunts n'affichent pas de consensus dans la littérature.

2.5.6 Considérations stratégiques

La section 2.5.3, relatant la relocalisation des véhicules en libre-service, permet aux opérateurs d'améliorer leurs façons de faire à un niveau opérationnel. La littérature a également contribué aux considérations stratégiques pour un opérateur.

Adoption du service par les membres

Tout d'abord, l'adoption du service par les membres dans un nouveau marché peut permettre de déterminer les territoires où un opérateur voudra implanter son service. Les recherches encourues par Kortum et Machemehl (2012) sur notamment l'adoption du service car2go par les membres à Austin au Texas font état de l'importance de la zone de couverture où la majorité des membres

résident à l'intérieur de celle-ci. Ils proposent un modèle imbriqué en deux temps où tout d'abord un modèle de régression logistique est créé afin de prédire si une zone spatiale contiendrait ou non des membres. Dans l'affirmative, un second modèle cette fois linéaire estimerait alors le nombre de membres.

Au niveau de Le Vine et al. (2014), l'approche présentée diffère de celle présentée précédemment. En effet, cette étude vise à estimer le potentiel de marché de l'autopartage basé stations et en libre-service intégral dans la région londonienne. Les répondants avaient la possibilité stratégique de bâtir leur portefeuille d'options de mobilité et la possibilité tactique de déterminer quel mode de transport ils allaient employer selon le cas de figure auquel ils étaient soumis. Le modèle d'adoption estimée est sous forme d'un potentiel de pénétration de marché, ce qui ne prend pas en compte la perspective temporelle. En somme, les auteurs estiment que l'autopartage en libre-service intégral verra son nombre de membres potentiels être trois fois plus élevé que le service basé stations, mais que les bénéfices directs au niveau de la réduction de la possession automobile seront davantage causés par le service basé stations.

Expansion de la zone de service

Dans le cas où un service existant est en opération, les études présentées dans la section 2.5.5.2 sont généralement dans un but de comprendre la dynamique spatio-temporelle d'une configuration actuelle de la zone de service afin d'en prédire le comportement dans une zone hypothétique, ce qui contribuerait à la littérature sur les considérations stratégiques.

Intégration d'une flotte électrique

Une considération additionnelle est l'intégration d'une flotte électrique dans le service. En effet, comme décrit par Shaheen et al. (2015), l'ajout de ces véhicules est mentionné comme un des facteurs d'acceptabilité sociale pour l'implantation d'un libre-service intégral. Par contre, l'implantation ne se fait pas sans égards aux particularités de ces véhicules, comme la gestion de la recharge des véhicules avec leur autonomie limitée (Repoux et al., 2015). Une étude de Illgen et Höck (2018) modélise la viabilité de l'introduction de véhicules électriques en fonction de l'autonomie du véhicule, sa consommation, son temps de charge et son prix. Par exemple, pour contrer l'actuelle limitation de l'autonomie des véhicules, on propose d'élargir la flotte avec plus de véhicules électriques mais ayant une autonomie plus restreinte (véhicules moins dispendieux), ce qui selon les auteurs se ferait à coût nul.

Du côté de Shaheen, Cano et Camel (2016), l'instauration d'une flotte électrique a été évaluée, mais auprès d'un développement résidentiel pour personnes âgées. L'étude montre que le tout serait possible, étant donné que les répondants affirment vouloir planifier leurs déplacements. Cependant, les participants ont manifesté leurs préoccupations quant aux voitures électriques. Ces préoccupations se traduisent par le fait qu'une majorité n'utiliserait un véhicule électrique que si la batterie était au maximum de sa capacité lors de la prise de possession du véhicule. Également, le fait d'instaurer une flotte mixte composée également de véhicules conventionnels augmenterait l'adoption, notamment pour les trajets de plus longues distances.

Intégration d'une flotte autonome

Les véhicules électriques ne sont pas les seuls à voir un engouement dans la littérature. En effet, récemment l'évaluation de la viabilité de convertir le modèle des services d'autopartage en libre-service intégral en services de taxis autonomes a gagné en popularité. Un avantage d'une flotte autonome est de pouvoir relocaliser les véhicules en fonction d'une demande prévue. Des exemples d'applications d'algorithmes sont traités par Hanna et al. (2016). Également, se basant sur des données empiriques d'un service d'autopartage, les auteurs de Dandl et Bogenberger (2018) évaluent la conversion à une flotte autonome. Entre autres, on mentionne une réduction possible de la taille d'une flotte conventionnelle à une flotte autonome par un facteur allant de 2,8 à 3,7.

Intégration d'un écosystème de services

À l'image de Communauto, l'intégration d'un service basé stations ainsi que d'un libre-service intégral est un autre enjeu que les opérateurs peuvent considérer. L'étude de Ciari et al. (2014) basée sur des simulations multi-agents, tel que démontré à la section 2.4.5, démontre que l'intégration des deux services crée une certaine spécialisation au sein de chacun d'eux.

Tarification

La tarification est un levier important pour les opérateurs afin d'inciter les membres à adopter un certain comportement. Les opérateurs peuvent jouer sur plusieurs facettes dont les frais d'adhésion, les plans mensuels ou annuels et la combinaison tarifaire au temps et à la distance. L'étude de Perboli et al. (2018) compare plusieurs structures tarifaires de services d'autopartage, d'une part de façon qualitative en évoquant à quels niveaux les ressemblances/différences se situent, mais également de façon quantitative. En appliquant des simulations, ils ont établi quel

type de structure de coût profite davantage à quel profil d'utilisateurs. Selon des approches basées sur des simulations multi-agents, l'étude de Ciari, Balac et Balmer (2015) compare plusieurs stratégies de prix dans le cadre de deux services complémentaires, tandis que Balac et al. (2017) se concentrent davantage selon une perspective de tarification des espaces de stationnement.

2.5.7 Benchmarking (études comparatives)

Une autre composante de la littérature est la contribution à la comparaison de l'évolution des services d'autopartage. Cette contribution peut s'effectuer sous plusieurs formes. Tout d'abord, il y a l'agrégation de données sur les membres et le nombre de véhicules partagés par les opérateurs que le groupe de recherche du *Transportation Sustainability Research Center* publie sous forme de rapports concis (Shaheen et Cohen, 2015, 2016; Shaheen et al., 2018a, 2018b). Ces données peuvent également faire l'objet d'articles scientifiques (Shaheen et Cohen, 2007; Shaheen et al., 2009). Ces figures permettent d'apprécier la croissance du marché de l'autopartage, mais également de l'autopartage en sens unique et ce, selon le marché géographique désiré.

Ces études sont basées sur des données provenant d'une collecte auprès d'opérateurs, mais une autre méthode basée sur la collecte de données passives permet aussi d'en dégager des tendances. C'est le cas des études de Boldrini et al. (2017) et Kortum et al. (2016) qui exploitent les données capturées de plusieurs opérateurs et ce, de façon longitudinale. Kortum et al. (2016) capturent les données provenant de 34 villes entre 2011 et 2015. Les résultats montrent que l'effet du temps, c'est-à-dire le nombre de jours en opération suivant l'établissement d'un service, est corrélé positivement avec le nombre d'emprunts journaliers par véhicule. Une régression démontre également que la densité résidentielle ainsi que le nombre de personnes dans le ménage influent sur la demande. Pour ce qui est de Boldrini et al. (2017), leur approche investigate 10 villes sur un période plus courte (2 mois), mais selon plusieurs perspectives telles que le taux d'utilisation des véhicules, l'impact de la répartition modale des villes, la classification des types d'emprunts (2.5.5.3) et la répartition spatio-temporelle. Quoiqu'encore exploratoire, leur approche permet de comparer les opérateurs entre eux et ainsi, au final, contribuer à la littérature sur le comportement de l'utilisateur en suggérant des facteurs probables à la différence comportementale entre deux services.

2.5.8 Synthèse spécifique

En somme, la venue à grande échelle des systèmes à sens unique comme l'autopartage en libre-service intégral a mené à diriger la littérature vers de nouveaux créneaux de recherche, mais également à revoir les attributs associés à l'autopartage basé stations dans leur transférabilité vers ces nouveaux modes de transport.

- Offrant la possibilité à ses membres d'effectuer des emprunts ayant une destination différente de son origine, l'étude du débalancement et du repositionnement des véhicules prend tout son sens afin d'arrimer l'offre avec la demande, que ce soit sous une considération spatiale et/ou temporelle. Deux types de stratégies émanent, soit celles basées opérateur et celles basées membre. Dans les deux cas, une estimation de la demande future doit être effectuée afin d'identifier les couplets temps et espace où un débalancement se produira. Puis, la façon de s'y prendre peut être dirigée par des employés du service ou bien par des incitatifs qui mèneront les membres à modifier quelque peu leur itinéraire afin de contribuer au service.
- Les impacts et les bénéfices des véhicules en libre-service sont une source de questionnements pour plusieurs acteurs dans l'industrie. Rapidement, on mentionne l'importance de ne pas transférer systématiquement les attributs de l'autopartage basé stations au libre-service intégral. Quoique la réponse à la question ne soit pas totalement définie, plusieurs différences sont présentées. D'abord, plusieurs auteurs présentent ou mentionnent la notion de complémentarité du basé stations, mais aussi de la compétitivité du libre-service par rapport au cocktail modal des villes. On fait état de bénéfices au niveau de la réduction automobile d'une moindre ampleur dans le cas du LSI, mais en retour une plus grande adoption semble se présenter pour ce service. Des comportements différents sont aussi observés, comme dans le cas de déplacements pour motifs travail et une plus grande fréquence d'utilisation hebdomadaire que le basé stations.
- La modélisation du comportement des membres s'est d'abord établie sous une présentation descriptive du comportement empirique des membres, mais rapidement d'autres créneaux comme l'étude spatio-temporelle des membres se sont imposés. Également, le comportement lors de la localisation des véhicules s'est vu être examiné, ce

qui peut être considéré comme une extension des études portant sur la sélection de véhicules en contexte basé stations.

- Les considérations stratégiques sont également sous des perspectives quelque peu différentes. On parle notamment d'adoption, comme dans le cas du basé stations, mais la situation peut se complexifier dans le cas de marchés offrant les deux services. Cette situation où le basé station ainsi que le libre-service intégral sont intégrés semble créer une spécialisation de l'utilisation faite auprès de chaque service. Les véhicules électriques et de plus en plus les véhicules autonomes ont aussi intéressé la littérature. L'intégration de la zone de desserte amène un nouveau levier stratégique à la disposition des opérateurs. L'étude du comportement spatio-temporel des membres semble y offrir des outils afin d'aider à identifier des zones d'expansion potentielles.
- L'aspect des études comparatives est également un créneau qui est plus facilement atteignable étant donné la disponibilité des données de positionnement de véhicules en ligne. Que ce soit l'étude entre services d'une même région ou entre plusieurs pays, quelques études ont tenté d'identifier des facteurs discriminatoires explicatifs et des facteurs clés de succès. De plus, l'agrégation de données provenant d'opérateurs permet de suivre l'évolution de la popularité de l'autopartage, mais maintenant en ayant une considération selon le type de service.

Le Tableau 2.5 présente une synthèse des articles cités dans la section 2.5.

Tableau 2.5 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.5 (en ordre de citation dans le texte)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Shaheen et al., 2015)	2.5.1	Revue de la littérature sur l'évolution des services en traces uniques et la perspective des opérateurs.	Revue littérature ; sondage ; interview
(Lopes et al., 2014)	2.5.3	Modélisation d'un service à sens unique basé stations.	Simulations multi-agent;
(Weikl et Bogenberger, 2013)	2.5.3	Développement d'une méthode en deux temps pour la relocalisation des véhicules dans un libre-service intégral.	Développement d'une méthode.

Tableau 2.5 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.5 (en ordre de citation dans le texte) (suite)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Barth & Todd, 1999)	2.5.3.1	Relocations effectuées par l'opérateur.	Relocalisation statique, relocalisation basée sur les données historiques, relocalisation prédictive exacte.
(Kek, A. et al., 2006)	2.5.3.1	Relocalisations effectuées par l'opérateur.	Temps de transfert le plus court, inventaire des stations.
(Smith et al., 2013)	2.5.3.1	Relocalisations effectuées par l'opérateur.	Relocalisation des véhicules avec chauffeurs.
(Fan et al., 2008)	2.5.3.1	Relocalisations effectuées par l'opérateur.	Acceptation ou refus de l'opérateur du trajet.
(Weikl et Bogenberger, 2015)	2.5.3.1	Relocalisations effectuées par l'opérateur.	Modèle en 5 étapes avec des étapes micro et macro.
(Repoux et al., 2015)	2.5.3.1	Relocalisations effectuées par l'opérateur.	Simulateur par événement en C#.
(Barth et al., 2004)	2.5.3.2	Relocalisations effectuées par l'utilisateur.	Consolidation ou séparation de groupes pour relocaliser des véhicules + incitatifs monétaires.
(Uesugi et al., 2007)	2.5.4.1	Relocalisations effectuées par l'utilisateur.	Consolidation ou séparation de groupes pour relocaliser des véhicules.
(Di Febbraro et al., 2012)	2.5.4.1	Relocalisations effectuées par l'utilisateur.	Relocalisations basées sur la destination avec incitatifs.
(Mitchell et al., 2010)	2.5.4.1	Relocalisations effectuées par l'utilisateur.	Relocalisations basées sur l'origine et la destination avec incitatifs.
(Firnborn et Müller, 2011)	2.5.4.1	Prévoir l'impact environnemental du LSI dans le futur.	Sondage.
(6t-bureau de recherche, 2014)	2.5.4.2	Comparaison entre l'autopartage basé stations et l'autopartage en sens unique basé stations.	Enquêtes; traitement enquête nationale; analyses descriptives.
(Le Vine et Polak, 2017)	2.5.4.2	Évaluation des impacts de l'autopartage en libre-service sur la possession automobile des membres.	Enquêtes; régression; analyses descriptives.
(Seattle Department of Transportation, 2014)	2.5.4.2	Rapport sur les premiers mois d'activités de l'implantation du service car2go à Seattle.	Sondage; analyses descriptives.

Tableau 2.5 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.5 (en ordre de citation dans le texte) (suite)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Namazu et Dowlatabadi, 2018)	2.5.4.2	Comparaison entre les membres du LSI et/ou du TRAD à Vancouver sur leur possession automobile et comportement modal.	Enquête; analyses descriptives; régression.
(Martin et Shaheen, 2016)	2.5.4.2	Comparaison des impacts du service car2go auprès de 5 villes sur la possession automobile et le transfert modal.	Enquête; analyses descriptives.
(Wang et al., 2017)	2.5.4.2	Comparaison des paires OD provenant d'emprunts capturés sur la compétitivité du transport en commun.	Analyses descriptives; calcul du plus court chemin sur réseau.
(Kopp et al., 2015)	2.5.4.3	Comparaison entre les membres d'un libre-service intégral et des non-membres.	Application mobile; enquête; analyses descriptives.
(Becker et al., 2017a)	2.5.4.3	Différence sociodémographique et de mobilité urbaine entre les usagers du TRAD, LSI et population générale.	Sondage avec application qui suit le sujet durant l'étude ; régression logistique ; MMI ; inférence de causalité.
(Berson et al., 2016)	2.5.4.3	Étude sur les caractéristiques sociodémographiques et de mobilité entre les usagers de l'autopartage TRAD et LSI.	Sondage en ligne ; statistiques descriptives.
(Kortum et Machemehl, 2012)	2.5.5.1	Évaluation empirique du programme car2go à Austin.	Données transactionnelles; analyses descriptives; régression; programmation c++.
(Schmöller et al., 2015)	2.5.5.1	Étude empirique d'un service d'autopartage en LSI.	Analyse descriptive ; SIG ; régression linéaire; analyse par composante principale.
(Wielinski et al., 2015)	2.5.5.1	Comparaison empirique initiale du comportement des membres d'un service en LSI et en TRAD.	Analyse descriptive ; SIG ; sondage.
(Niels Bogenberger, 2017)	2.5.5.1	Étude du comportement du membre sous une perspective de l'utilisation de l'appareil mobile pour emprunter un véhicule.	Analyses descriptives.
(Wagner et al., 2016)	2.5.5.2	Modélisation spatio-temporelle d'un service LSI pour fin d'expansion de service.	SIG; régression; points d'intérêt.
(Klemmer et al., 2016)	2.5.5.2	Étude de l'influence des variables de type point d'intérêt, mais en ayant une composante temporelle.	SIG ; kernel density estimation ; modèle linéaire généralisé.

Tableau 2.5 Synthèse spécifique des différents articles introduits à la section 2.5 (en ordre de citation dans le texte) (suite et fin)

Référence	Section abordée	Sujet	Méthode
(Willing et al., 2017)	2.5.5.2	Modélisation spatio-temporelle d'un service LSI pour fin d'expansion de service.	SIG; régression; points d'intérêt.
(Boldrini et al., 2016)	2.5.5.2	Caractérisation spatio-temporelle de la demande dans un service de SUS.	Statistiques descriptives ; dynamic time warping ; segmentation hiérarchique ; SIG.
(Le Vine et al., 2014)	2.5.6	Estimation de l'adoption de l'autopartage basé stations et en libre-service intégral dans la région londonienne.	Cadre conceptuel de « Perceived Activity Set »; sondage; données enquête nationale; scénarios.
(Illgen et Höck, 2018)	2.5.6	Comparaison de la viabilité d'intégrer une flotte électrique dans un service en LSI.	Simulation à événements discrets.
(Shaheen et al., 2016)	2.5.6	Explorer la faisabilité de l'implantation d'un service d'autopartage avec VÉs auprès d'une communauté de personnes âgées.	Interviews, focus groupes, sondage
(Hanna et al., 2016)	2.5.6	Développement de méthodes pour arrimer l'offre et la demande dans un contexte d'intégration de flotte autonome.	Simulations de divers algorithmes.
(Dandl et Bogenberger, 2018)	2.5.6	Considération des politiques opérationnelles et tarifaires lors de la conversion vers une flotte autonome.	Simulations basées sur des données empiriques.
(Ciari et al., 2014)	2.5.6	Comparaison de plusieurs simulations, dont la bonification de l'offre ainsi que l'ajout d'un service en LSI.	MATSim.
(Perboli et al., 2018)	2.5.6	Comparaison des modèles d'affaires de plusieurs services d'autopartage.	Revue littérature; analyses descriptives; simulations.
(Ciari et al., 2015)	2.5.6	Modélisation de différentes politiques dans un contexte d'autopartage en libre-service intégral.	MATSim.
(Balac et al., 2017)	2.5.6	Modélisation de scénarios de politiques tarifaires sur le prix des espaces de stationnement dans un contexte d'autopartage en libre-service intégral.	MATSim.
(Kortum et al., 2016)	2.5.7	Comparaison de la croissance de plusieurs services d'autopartage en libre-service intégral.	Données capturées; analyses descriptives; régression.

2.6 Synthèse

Le chapitre 2 a fait une présentation de la littérature concernant l'autopartage. Tout d'abord, les sections 2.3 à 2.4 traitent principalement de l'autopartage basé stations, la première forme d'autopartage d'importance, en y dressant les constats que la recherche a dégagés tels que ses impacts et bénéfices, ainsi que la recherche au niveau du comportement de l'utilisateur. Puis, la section 2.5 a présenté la littérature sous cinq axes principaux, mais en mettant en perspective l'autopartage en sens unique, dont une montée en popularité a été observée suivant la venue de grands opérateurs tels que *car2go* et *DriveNow* dans le marché. Par contre, la revue s'est principalement penchée sur le cas de l'autopartage en contexte résidentiel, ce qui a laissé de côté des variantes comme les flottes commerciales, municipales ou selon un contexte universitaire. Également, aucune distinction particulière n'est effectuée dans le cas de modèles privés ou à but non lucratif. De plus, le PEP n'est pas sollicité étant donné les frontières du cadre de recherche actuel. Il faut également exprimer le fait que la revue a une plus grande emphase sur les études nord-américaines et européennes.

Afin de consolider les connaissances soulevées dans ce chapitre, un portrait holistique des différents concepts que la littérature de l'autopartage traite est présenté à la Figure 2.6.

Dans cette représentation, on y retrouve une certaine hiérarchie où les principaux concepts ou axes de recherche sont rattachés à des éléments plus précis (comme indiqué dans la légende rattachée à la figure). Essentiellement, les 5 axes de recherches présentés à la section 2.5.2 ont été introduits comme piliers initiaux au niveau des concepts principaux. Après réflexion, deux concepts supplémentaires ont été introduits, étant donné leur importance dans la littérature. Notamment, le concept des enquêtes de mobilité, même s'il contribue grandement au concept des impacts et bénéfices de l'autopartage, représente une grande partie de la littérature et comporte plusieurs défis méthodologiques spécifiques.

De plus, le tout n'est pas nécessairement exhaustif à première vue. Par exemple l'élément « sélection d'une station et/ou d'un véhicule » du concept « comportement empirique » prend également en compte le comportement d'un membre qui réserve a priori son véhicule. Il n'aurait pas été possible de dresser de façon réaliste tous les sous-éléments et particularités. Dans un cas pratique, une étude peut toucher à plusieurs concepts et sous-éléments et n'est donc pas encapsulée dans une seule dénomination.

Au niveau de la présente thèse, les contributions se présentent principalement autour du concept du « comportement empirique du membre ». En effet, plusieurs questionnements et facettes sur le comportement des membres restent sans réponses dans la littérature. De plus, l'introduction d'un libre-service intégral à même un service d'autopartage basé stations crée une interaction unique qui est encore moins étudiée à ce jour. D'ailleurs, l'étude du comportement de l'utilisateur permettra également de contribuer à d'autres concepts, comme les questions stratégiques pour l'opérateur. La disponibilité des données transactionnelles, fournies par l'opérateur Communauto, rend possible ce focus.

Le chapitre 3 suit avec la présentation de la méthodologie employée à travers les différentes contributions de cette thèse.

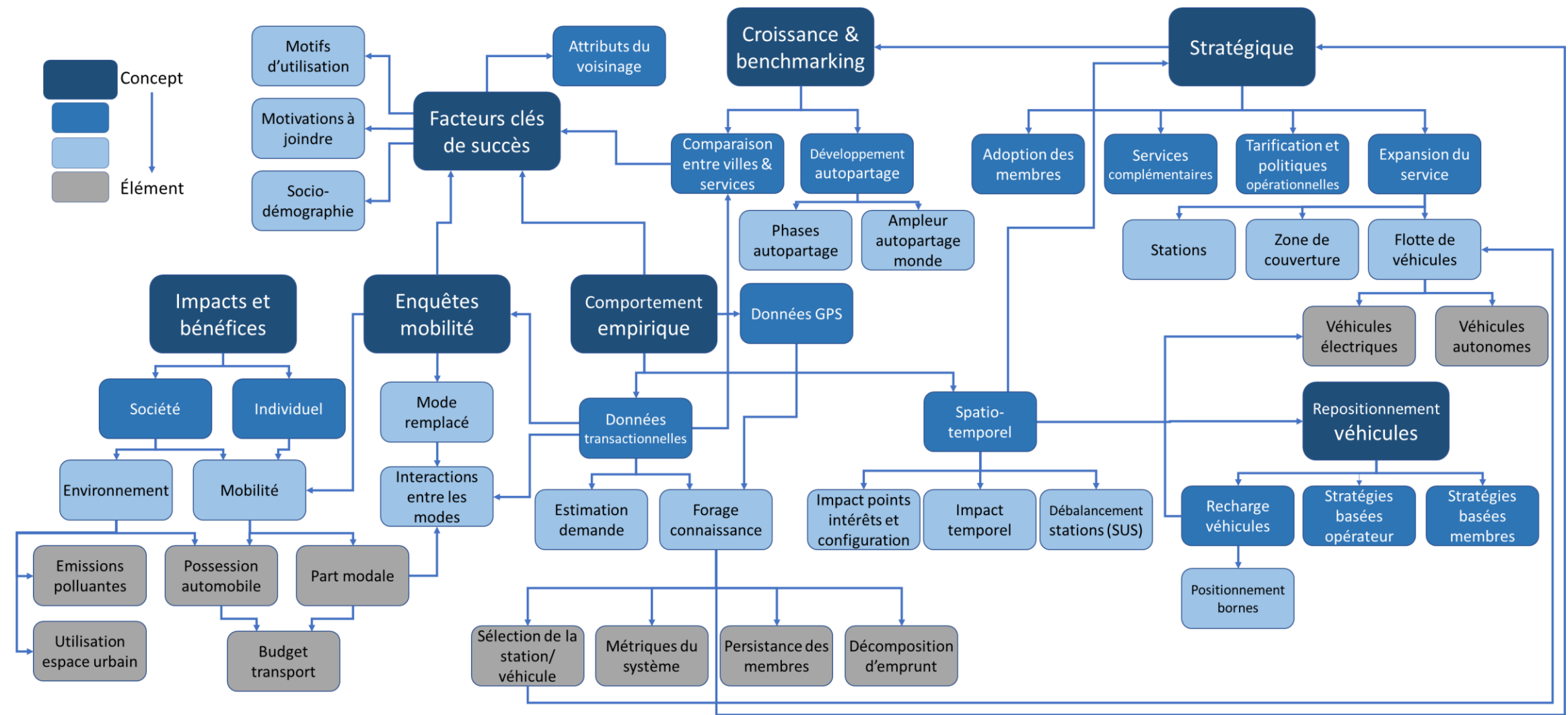


Figure 2.6 Synthèse des relations entre les concepts relevant de la littérature sur l'autopartage

CHAPITRE 3 DÉMARCHE DE L'ENSEMBLE DU TRAVAIL

Ce chapitre présente la méthodologie employée dans le cadre des travaux de recherche, ce qui exposera le cadre de travail, le système d'information et les méthodes employées dans la réalisation des différents articles.

3.1 Méthodologie reliée à la collecte et aux traitements des données

Les travaux présentés sont basés sur l'exploitation de données d'enquêtes et de données passives. Les données d'enquêtes sont sous forme d'enquêtes origine-destination, calquées sur le modèle d'enquêtes régionales réalisées par l'autorité régionale. Au niveau des données passives, elles sont souvent générées sans que le membre s'en rende compte, d'où l'utilisation du terme passif (Trépanier et Yamamoto, 2015). Ces données passives peuvent provenir de nombreuses sources. Dans le présent cadre de travail, elles proviennent principalement du système d'information de l'opérateur d'autopartage Communauto. Effectivement, les actions d'effectuer ou d'annuler une réservation et d'accéder à un véhicule en libre-service sont enregistrées dans la base de données de l'entreprise : ces données sont alors partagées sous forme d'une extraction à plat (fichier texte) pour les périodes temporelles visées. Également, des données plus fines au niveau du tracé effectué par les membres avec un véhicule partagé sont disponibles pour certaines périodes. Finalement, des données passives générées suite à la capture systématique de la position des véhicules en libre-service sont également intégrées dans le système d'information.

3.1.1 Collecte et importation des données

Les données propriétaires de Communauto sont collectées par le biais d'une extraction ponctuelle à leurs bureaux et ce, à un intervalle variable (identifiants **1**, **2**, **3** et **4** du Tableau 3.1). Les données GPS (identifiant **5**) ont, quant à elles, été récupérées de façon ponctuelle à deux reprises. Pour ce qui est des données capturées (identifiants **6** et **7**), elles sont collectées à l'interne par l'équipe de recherche depuis juillet 2015 et ce, pour les deux opérateurs d'autopartage en LSI de la région, soit Communauto et car2go (cette source de données est détaillée à la section 3.1.5). Au niveau de l'identifiant **8**, il représente les données reliées aux différentes phases d'expansion de la zone de couverture du service Auto-mobile. Ces données ont été collectées et créées manuellement avec un logiciel de représentation spatiale comme QGIS (QGIS Development

Team, n.d.). Finalement, les données provenant des enquêtes origine-destination des membres Communauto et Bixi (identifiants **9** et **10**) sont reçues suite à l'administration d'une enquête auprès des membres de Communauto et Bixi, en parallèle de la réalisation de l'enquête régionale de 2013 sur la base des travaux de Bourbonnais et Morency (2013). Donc, une collecte ponctuelle des données a été effectuée afin de récupérer celles-ci. Le Tableau 3.1 présente une description des différentes sources de données primaires qui ont été employées dans le cadre du projet doctoral.

Une fois obtenues, les données sont importées dans une base de données sous le gestionnaire de base de données relationnelle PostgreSQL (PostgreSQL Global Development Group, n.d.). Le système d'information produit par l'import des données de l'opérateur Communauto est présenté à la Figure 3.1. De plus, à l'Annexe D se retrouve la définition des différentes variables présentées. Pour une vue plus approfondie du système d'information relié aux données des enquêtes, consulter Mongeon-Bourbonnais (2016).

Tableau 3.1 Descriptif sommaire des principales sources de données employées

ID	Source de données	Période de couverture	Nombre d'observations
1	Données transactionnelles du service basé stations	2008-01-01 à 2018-06-01	3 812 999
2	Données transactionnelles du libre-service intégral	2013-07-01 à 2018-06-01	2 018 110
3	Données membres, véhicules, stations, type d'abonnement, forfait	2008-01-01 à 2018-06-01	Selon la table entre 573 et 133 693
4	Données géolocalisées des emprunts du libre-service intégral	2015-01-01 à 2018-06-01	1 736 034
5	Données GPS libre-service intégral	2013-07-01 à 2014-02-28; 2015-01-01 à 2015-12-31	35 752 100
6	Enregistrements systématiques des positions des véhicules en libre-service intégral	2015-07-01 à 2018-09-01	101 937 117
7	Emprunts déduits de la capture de la position des véhicules en libre-service intégral	2015-07-01 à 2018-01-01	1 500 369
8	Zones de couverture du libre-service intégral	2013-07-01 à 2018-06-01	26
9	Données enquête origine-destination Communauto (EODC)	2013-10-22 à 2013-12-05	1 957
10	Données enquête origine-destination Bixi (EODB)	2013-10-18 à 2013-12-13	4 016

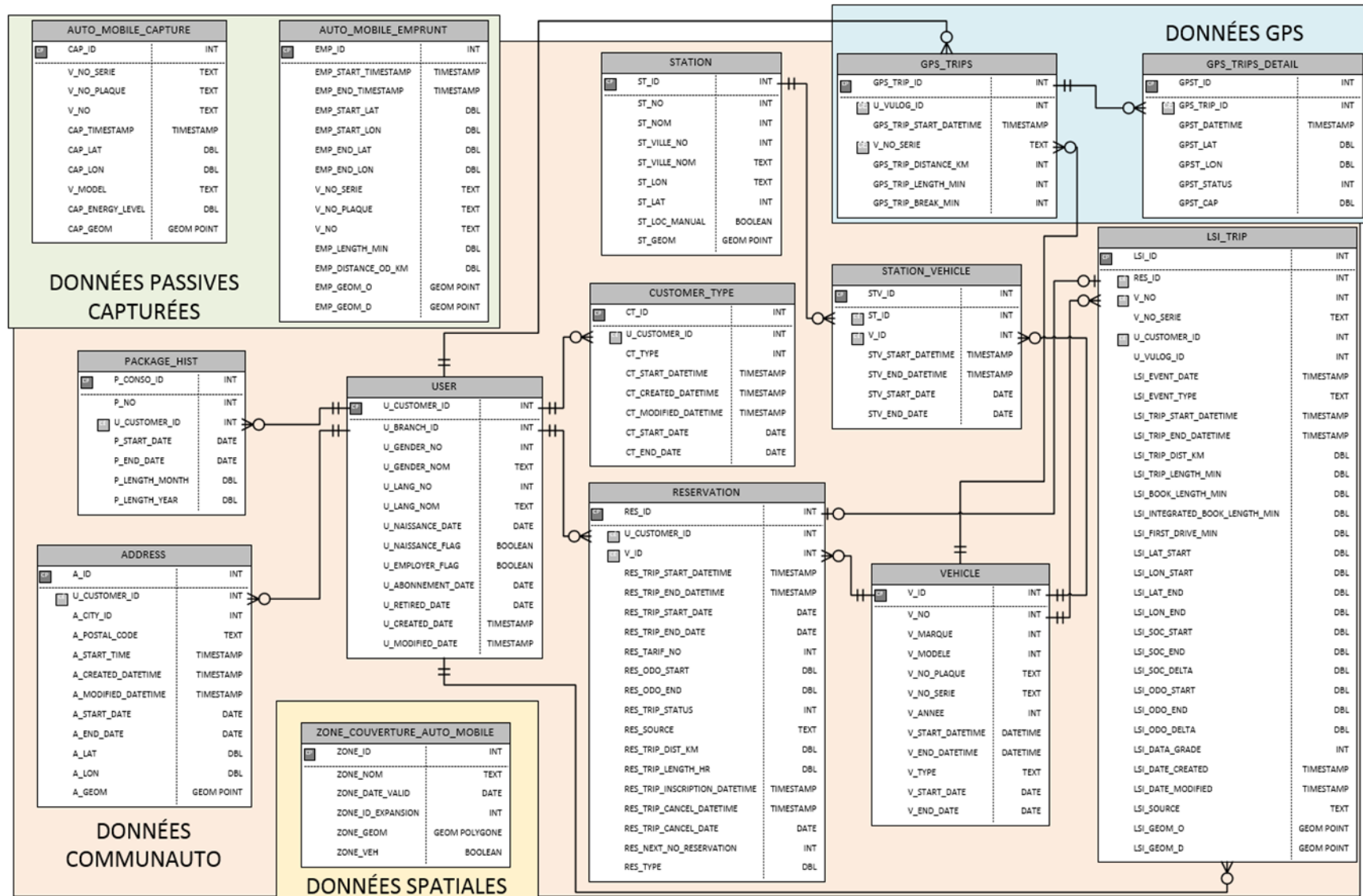


Figure 3.1 Modèle relationnel de données du système d'information

3.1.2 Valorisation des données transactionnelles

Suite à l'étape d'import, les données sont nettoyées et valorisées. Le nettoyage des données permet essentiellement d'affecter et de convertir les variables au bon type de données, en plus de ne conserver que les enregistrements pour le cas de Montréal et d'identifier les emprunts effectués par le personnel de Communauto. La valorisation des données est effectuée afin d'enrichir les jeux de données mis à disposition. Par exemple, les variables temporelles sont décomposées en plusieurs variables additionnelles comme pour l'année, le moi, le jour, le jour de la semaine, la semaine, etc. Également, selon l'analyse désirée, les données seront structurées selon la dimension désirée (comprendre niveau d'agrégation : membre, véhicule, réservation, station). Les tables peuvent alors être mises en relation afin de retrouver les variables désirées provenant de plusieurs tables à l'intérieur de la même dimension. Cet enrichissement permet de faciliter et d'accélérer leur exploitation éventuelle.

3.1.3 Valorisation des données géolocalisées

Les données provenant de la table « lsi_trip » comptabilisent les actions de prise de possession d'un véhicule et celles où un membre met fin à l'emprunt. Les enregistrements de cette table, une fois nettoyée, sont semblables à ceux retrouvés dans la table « reservation ». En revanche, cette table rend disponibles les coordonnées géographiques de début et de fin d'emprunt. Cette composante est la principale raison pour laquelle une extraction en parallèle est effectuée aux données transactionnelles principales. La valorisation de ces données est semblable à celles effectuées précédemment en 3.1.2.

3.1.4 Valorisation des données GPS

Les données GPS sont valorisées afin d'y déduire les différentes phases que représente un emprunt d'un véhicule partagé : l'accès au véhicule (le temps de blocage du véhicule), le ou les déplacements, la ou les activités (si applicable), le temps de stationnement du véhicule. Un algorithme spécifique aux données de Communauto est employé. Une fois les emprunts scindés en composantes, des analyses subséquentes peuvent alors être effectuées selon la dimension souhaitée.

3.1.5 Valorisation des données capturées

Cette source de données exploite la possibilité de déduire les emprunts effectués auprès d'un service d'autopartage en LSI via la disponibilité publique en temps réel de la position des véhicules. En effet, les opérateurs de libre-service intégral doivent fournir à leur clientèle l'information sur l'emplacement des véhicules afin que ceux-ci puissent être aisément empruntés. De ce fait, la méthode employée capitalise sur cette information et suit trois principales étapes.

D'abord, les positions de tous les véhicules qui ne sont pas bloqués ou utilisés par un membre sont alors capturées à une fréquence de 5 minutes via une requête lancée à l'API de Communauto. L'API renvoie alors l'identifiant du véhicule, sa position géographique, son niveau de charge (ou d'autonomie) et le type de véhicule (marque/modèle). Le tout est acheminé dans la table « auto_mobile_capture ». Par après, un traitement appliqué sur cette table permet de créer les nouveaux enregistrements de la table « auto_mobile_emprunt ». Ce processus automatisé observe le moment où un véhicule n'est plus mis à la disposition des membres (l'enregistrement pour la prochaine période est manquant) et vérifie si un déplacement entre l'origine et la destination a été effectué. Dans un tel cas, on met en hypothèse qu'un nouvel emprunt est réalisé. Cet emprunt sera caractérisé en obtenant le début et la fin de l'emprunt, les coordonnées de l'origine et de la destination et les niveaux de charge. La Figure 3.2 présente graphiquement ce processus de collecte et de déduction des emprunts.

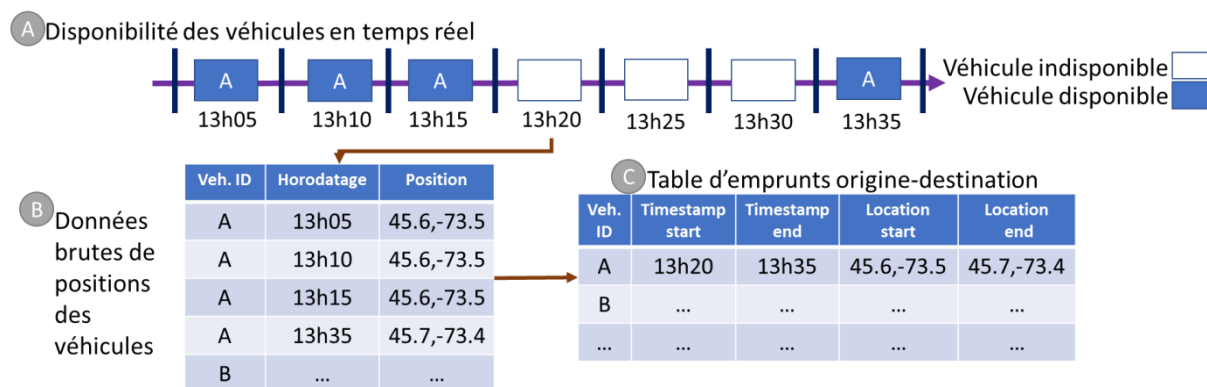


Figure 3.2 Processus de transformation des positions systématiques de véhicules en libre-service en emprunts déduits

Donc en (a), la disponibilité des véhicules est évaluée en temps réel, puis pour les véhicules disponibles, une entrée dans la base de données (b) sera effectuée. Puis, selon l'évolution des

disponibilités et par le fait même des indisponibilités des véhicules, les emprunts sont déduits (c) et également enregistrés dans une autre table. C'est cette dernière table qui sera alors employée comme source de données dans des analyses. Par contre, cette technique comporte plusieurs biais au niveau de la durée de l'emprunt déduit. La Figure 3.3 présente un résumé des composantes incluses dans la durée reportée.

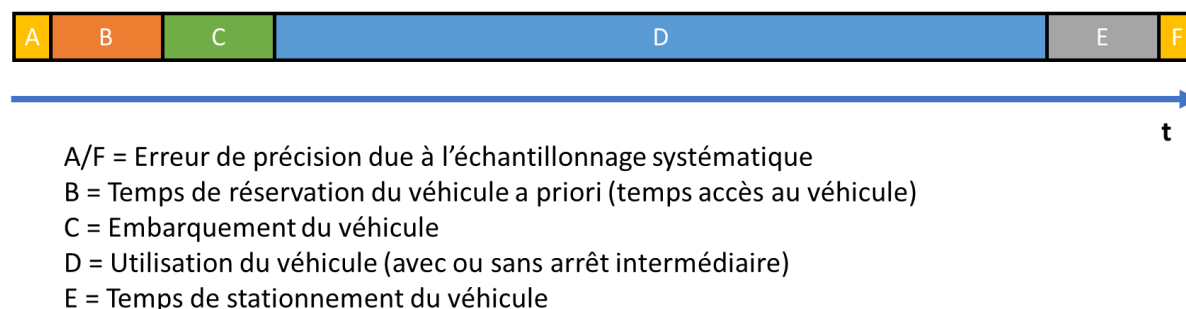


Figure 3.3 Décomposition d'un emprunt provenant d'une capture systématique

Par conséquent, toute la durée d'un emprunt peut être décomposée en 6 parties. Dans le cas des données capturées, on retrouve les composantes **A** et **F** qui représentent l'erreur d'échantillonnage des données. Cette erreur peut être réduite lorsque la position des véhicules est capturée à une fréquence élevée. Puis, le temps de réservation a priori du véhicule (**B**) peut également gonfler artificiellement la durée d'un emprunt de façon significative. Ce temps de réservation peut être également nommé temps de blocage du véhicule et peut notamment représenter une importante partie du temps total étant donné que le temps de blocage maximal du véhicule est plus élevé que les durées médianes d'emprunt (Wielinski, 2014). Vient ensuite la durée prise par le membre afin d'embarquer dans le véhicule (**C**). L'utilisation du véhicule est alors représentée par la composante **D**. C'est cette durée qui est habituellement d'intérêt. Finalement viennent le temps de stationnement du véhicule (**E**) et l'erreur d'échantillonnage (**F**).

3.1.6 Valorisation des données spatiales

Étant donné la considération spatiale des données collectées, le SGBD PostgreSQL permet l'inclusion de données spatiales avec l'extension PostGIS (PostGIS Development Group, n.d.). En plus de l'inclusion de champs de géométrie, des couches spatiales (shpfile) peuvent être importées. C'est effectivement le cas de la table « zone_couverture_auto_mobile » qui a été créée afin d'historiser l'évolution de la zone de couverture du service Auto-mobile de Communauto.

Selon l'analyse pressentie, on peut, par exemple, évaluer si un membre résidait à l'intérieur de la zone de couverture lorsqu'il a procédé à l'adoption du service, ne conserver que les stations à l'intérieur de la zone de desserte ou bien évaluer tous les véhicules disponibles à proximité d'un emprunt. Quoique ces traitements ne soient pas détaillés dans cette section, ils le sont dans les différents articles présentés à la suite de ce chapitre.

3.1.7 Valorisation des données d'enquêtes

Les données provenant des enquêtes Communauto et Bixi ont été préalablement nettoyées et validées avant d'être reçues, ce qui minimise le travail à faire à leur égard. Ces données représentent l'information du répondant, de son ménage mais également du détail des déplacements (modes, motifs, taux d'occupation du véhicule, etc.) effectués pour une journée complète sondée chez celui-ci. Les réponses sont alors acquises via une interface web où l'utilisateur est guidé durant son entrevue. Pour plus de détails, les travaux de Mongeon-Bourbonnais (2016) détaillent la conception de l'outil d'enquête. Au niveau de la valorisation spécifique sur ces jeux de données, une explication exhaustive est présentée aux sections 4.3 à 4.7 inclusivement.

3.1.8 Synthèse des sources de données passives

Le Tableau 3.2 présente une synthèse des différentes caractéristiques retrouvées dans chacune des sources de données passives.

Les quatre sources de données comportent respectivement leur lot d'avantages et d'inconvénients. Les données GPS ont la capacité de présenter le comportement des membres avec une précision plus élevée, soit au niveau du déplacement et de l'activité. Cependant, elles ne sont disponibles que pour une période limitée et nécessitent un temps de traitement élevé.

Les données transactionnelles représentent le cœur du système d'information puisque ces données sont disponibles sous un format standard pour les deux services de Communauto. Par contre, elles ne comportent pas de dimension spatiale. Cette dimension spatiale est donc compensée par les données géolocalisées de la table « lsi_trip » qui est seulement disponible pour le service Auto-mobile et qu'à partir de 2015. Également, cette source de données est intéressante puisque le temps de réservation a priori d'un véhicule y est inclus, ce qui n'est pas le cas des autres sources de données. La principale différence entre les données GPS et les données géolocalisées est que les données GPS donnent une précision spatiale sur la longueur totale du

déplacement, tandis que les données géolocalisées offrent une précision spatiale se résumant à l'origine et à la destination.

Finalement, les données capturées ont l'avantage d'être disponibles sans intermédiaire et également pour les services de Communauto et car2go. Toutefois, leur niveau de précision au niveau de l'emprunt est moindre que toutes les autres sources de données et ne comporte pas d'identifiant unique pour les membres, ce qui limite les analyses possibles.

Tableau 3.2 Synthèse des caractéristiques propres à chaque source de données passives

Élément	Données GPS	Données transactionnelles	Données géolocalisées	Données capturées
Période	2013;2015	2008-2018	2015-2018	2015-2018
Service couvert	LSI	TRAD & LSI	LSI	LSI
Nombre d'emprunts	251 586	2 018 110	1 736 034	1 500 369
Opérateur	Communauto	Communauto	Communauto	Communauto et car2go
Coordonnées origine-destination	Oui	Non	Oui, origine depuis 2016, destination depuis 2015	Oui
Durée de l'emprunt	Réelle	Réelle	Réelle	Approximative
Distance parcourue	Selon la distance entre les points GPS	Selon les données de l'odomètre	Selon les données de l'odomètre	Non disponible
Temps de blocage du véhicule a priori	Non	Non	Oui	Capturé, mais inconnu
Niveau de charge	Non	Non	Oui	Oui
Déplacements / activités	Oui, selon la précision de l'algorithme	Non	Non	Non
Identifiant membre	Limité	Oui	Oui	Non
Difficulté de traitement	Élevé	Faible	Faible	Moyen
Données propriétaires	Oui, besoin de l'extraction par une tierce partie	Oui, besoin de l'extraction par Communauto	Oui, besoin de l'extraction par Communauto	Non, données collectées à Polytechnique

3.2 Méthodologie de l'activité de recherche

Cette section passe en revue les différentes contributions des chapitres 4 à 8 ainsi que la méthodologie employée. Les éléments formulés dans cette section seront repris plus en détail dans leur chapitre respectif.

3.2.1 Enquête sur la composition sociodémographique et de la mobilité des membres de l'autopartage et du vélopartage

Cet article présenté au Chapitre 4 dont le titre est « CARSHARING VS BIKESHARING: COMPARING MOBILITY BEHAVIOR » a été publié dans la revue « Transportation Research Record » en 2017. L'objectif premier de cet article est d'établir la composition sociodémographique entre les membres de l'autopartage, du vélopartage et ceux membres des deux services, puis de comparer ces derniers selon leur comportement de mobilité. Les deux enquêtes de mobilité de type origine-destination (Bixi et Communauto) ont été employées pour la période de l'automne 2013. De plus, les données transactionnelles de Communauto et Bixi pour l'année 2013 ont été utilisées comme sources de données complémentaires.

Au niveau du traitement des enquêtes, les données des répondants ont été mises en relation avec les données transactionnelles des opérateurs de mobilité respectifs. Cette mise en relation a été possible suivant la disponibilité du numéro de membre dans l'enquête Communauto, tandis que pour l'enquête Bixi, les membres ont été déduits selon une combinaison unique en fonction de l'âge, du sexe et du lieu de domicile. Cette jointure entre les deux sources de données permet de segmenter les membres selon une dimension additionnelle, soit l'intensité d'usage du membre dans le service (autopartage/vélopartage).

Une fois les données colligées, un contrôle des segments étudiés est effectué selon trois critères, soit le lieu de résidence du répondant, son genre et son groupe d'âge d'appartenance (la même combinaison que celle utilisée dans l'enquête métropolitaine (RTM, 2013)). Ce contrôle détermine si les segments étudiés ont une représentativité assez élevée dans l'échantillon d'enquête pour être considérés dans les analyses subséquentes. De ce fait, seuls les répondants âgés entre 20 et 64 ans et vivant dans les cinq secteurs municipaux ciblés ont été sélectionnés.

Le corps de l'analyse est scindé en trois parties. D'abord, une comparaison des différents groupes d'utilisateurs des services de mobilité partagée selon leurs attributs sociodémographiques et de

ménage (section 4.8.1). Puis, la part modale des membres est explorée. Tout d'abord, on présente les résultats avec seulement les déplacements effectués lorsque le service de vélopartage Bixi est en fonction (jusqu'au 15 novembre) et puis lorsque ce service ne l'est plus. Ceci permet d'apprécier le transfert modal qui se produit lorsque le membre n'a plus accès à un service de mobilité (section 4.8.2).

Finalement, l'article termine sur l'élaboration d'un modèle multinomial logit (section 4.8.3). Ce modèle utilise divers indicateurs de l'étude comme variables indépendantes (caractéristiques sociodémographique, caractéristiques au niveau du ménage, répartition modale) calcule les rapports de cote (odds-ratio) associés aux trois types de membres.

3.2.2 Caractérisation de la différence d'usage entre les véhicules électriques et hybrides dans un service d'autopartage en libre-service intégral

Cet article présenté au Chapitre 5 sous le titre « ELECTRIC AND HYBRID CAR USE IN A FREE-FLOATING CARSHARING SYSTEM » a été publié dans la revue « International Journal of Sustainable Transportation » en 2017. Cette recherche se penche principalement sur la différence d'utilisation des deux types de véhicules (électriques, hybrides) mis à la disposition des membres du service d'autopartage en libre-service intégral de Communauto à Montréal. Pour ce faire, les données transactionnelles (2013-01-01 à 2015-04-24) et GPS (2013-06-28 à 2014-03-03) de l'opérateur Communauto ont été employées.

Tout d'abord, une classification initiale a été proposée afin de segmenter les membres en quatre groupes selon leur utilisation des deux services de Communauto. Le premier service utilisé par un membre est alors qualifié comme service d'adoption (type A), puis il est observé si le membre a effectué un emprunt à l'aide du service complémentaire (type B)(Figure 5.2).

Puis, les analyses descriptives sur l'utilisation des véhicules suivent. D'abord, le taux d'utilisation des véhicules selon la distance parcourue est investigué (Figure 5.4). Ce taux d'utilisation, normalisé selon les poids respectifs de chacun des types de véhicules, démontre clairement une sous-représentativité des véhicules électriques pour des distances parcourues plus élevées. Au niveau spatial, les ellipses de dispersion sont calculées mensuellement et ce, par type de véhicule grâce aux activités déduites des données GPS (Figure 5.5).

Finalement, un modèle de régression logistique où le type de véhicule choisi pour un emprunt joue le rôle de variable dépendante est estimé (section 5.4.4). Dans ce modèle, seules les observations où les deux types de véhicules sont retrouvés à moins de 100 mètres de l'origine d'un emprunt sont considérées afin de ne considérer que les situations où le membre est exposé à un choix. Le critère de 100 mètres permet d'augmenter le niveau de confiance que le membre est conscient des véhicules disponibles dans son environnement au moment de l'emprunt et que la distance entre les véhicules aura un effet minimal sur son processus décisionnel. Ce modèle permet donc de découvrir quelles variables indépendantes (reliées à l'utilisateur, à l'emprunt ou à l'environnement) ont comme effet sur le choix des membres.

3.2.3 Dynamique de l'adoption des membres dans un contexte de services d'autopartage complémentaires

Cet article présenté au Chapitre 6 sous le titre « CASE STUDY ON CARSHARING SERVICE ADOPTION DYNAMIC IN A DUAL-MODE SETTING: STATION-BASED AND FREE-FLOATING » a été soumis pour publication en 2018 (en processus d'arbitrage par les pairs au moment de la publication de cet ouvrage). Cette recherche se penche sur la dynamique d'adoption dans un écosystème de services d'autopartage. Pour se faire, les données transactionnelles (2010-07-01 à 2018-02-01) de l'opérateur Communauto ont été employées.

Pour ce faire, la première étape présentée à la section 6.5 est de proposer une nouvelle classification des types de membres qui est plus complète que celle présentée antérieurement par (Wielinski, 2014; Wielinski et al., 2015; Wielinski, Trépanier et Morency, 2017b). Le lieu de résidence du membre, la date de l'adoption, le forfait souscrit ainsi que le type de service utilisé font partie des critères employés dans cette nouvelle classification (Figure 6.3).

Deuxièmement, la dynamique d'adoption est observée de façon longitudinale au niveau du service (section 6.6). On remarque alors plusieurs caractéristiques propres à chaque type de membre. Avant de poursuivre l'analyse descriptive à un niveau plus détaillé (zone), une métrique est proposée afin de normaliser le niveau d'adoption dans chaque zone (section 6.7). Cette métrique a été choisie en fonction de la combinaison d'un horizon temporel (1 à 12 mois) et d'un type de variable (variable basée selon les membres ou l'usage du service) qui affichait la plus faible erreur/plus grand coefficient de corrélation. Cette normalisation permet de présenter le

niveau d'adoption sans dévoiler de données sensibles pour l'opérateur, mais également de mieux comparer les zones entre elles, c'est-à-dire sur des bases similaires étant donné la différence importante du niveau d'adoption entre zones. Une fois la métrique formulée, l'adoption normalisée au niveau de la zone est détaillée de façon longitudinale (section 6.8). On remarque que l'adoption du service est relativement similaire une fois normalisé.

Finalement, le cas de Montréal est comparé à celui de la ville de Québec (section 6.9). Afin de comparer les deux marchés, la métrique utilisée pour normaliser le niveau d'adoption est exploitée comme variable indépendante dans un modèle linéaire de base. Ce modèle est utilisé pour estimer le niveau d'adoption espéré compte tenu du cas de Montréal. Il est de même occasion d'évaluer si la métrique proposée peut être appliquée à d'autres marchés, même si le cas de Québec et de Montréal n'en garantissent pas une généralisation. Une ouverture sur des composantes potentielles à intégrer dans un modèle en deux temps est présentée à la fin de l'article (notamment au niveau de l'ajout de variables sociodémographiques, d'offres et spatiales).

3.2.4 Caractérisation de l'intensité d'usage et du comportement spatio-temporel des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral

Cet article présenté au Chapitre 7 sous le titre « EXPLORING SERVICE USAGE AND ACTIVITY SPACE EVOLUTION IN A FREE-FLOATING CARSHARING SERVICE » a été accepté pour publication dans la revue « Transportation Research Record » en 2019. Cette recherche se penche principalement sur l'évaluation du comportement longitudinal des membres en regard à leur usage spatial du service. Pour ce faire, les données transactionnelles (2010-07-01 à 2018-06-01) et les données géolocalisées (2015-01-01 à 2018-06-01) de l'opérateur Communauto ont été employées.

Tout d'abord, une segmentation longitudinale des membres est effectuée. En effet, un vecteur de membres-période est créé selon l'intensité d'usage du membre durant ladite période (90 jours). Cette segmentation permettra alors de grouper les résultats subséquents selon quatre classes, soit les membres à faible, moyenne, haute et très haute utilisation du service (section 7.4).

Au niveau des résultats, une première analyse contextuelle présente l'évolution du service basé stations et en libre-service intégral en regard du nombre de membres actifs, du nombre de véhicules disponibles et de l'usage des membres (section 7.5).

Puis, des analyses plus spécifiques sur le comportement spatial des membres sont effectuées (section 7.6).

- Un premier groupe d'analyses se penche sur l'interaction des emprunts avec des composantes de son environnement. On se penche notamment à 1) évaluer l'interaction avec la proximité du domicile du membre et 2) évaluer l'interaction avec le réseau de stations de métro. Des critères de proximités seront employés afin d'identifier les différents cas de figure.
- Une autre analyse regarde davantage l'enchaînement des emprunts, soit 1) le comportement de relâcher un véhicule et d'emprunt successif et 2) le comportement d'effectuer des emprunts symétriques. Étant donné la présence significative d'emprunts symétriques, leur durée ainsi que leur représentation spatiale sont également explorées. La Table 7.1 explicite les conditions employées pour fin de reproductibilité.
- Un dernier groupe d'analyses se penche davantage sur 1) l'évolution de l'apprentissage spatial du service, mais également de 2) la récurrence des lieux visités par les membres. L'apprentissage spatial est estimé selon le cumul spatial formé par les extrémités d'emprunts. Pour la récurrence spatiale, on emploie deux méthodes, soit la proportion des emprunts étant effectués dans un même polygone, mais on applique aussi l'algorithme DBscan afin de générer des groupes spatiaux.

Ces analyses se veulent avant tout une phase exploratoire à haut niveau afin d'une part comprendre le comportement spatio-longitudinal, mais d'une autre part susciter la discussion pour de nouvelles pistes à explorer (par conséquent des contributions futures), notamment au niveau des emprunts symétriques et des espaces d'activités.

3.2.5 Conception méthodologique permettant l'exploitation des données passives capturées dans la modélisation du comportement des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral

Le Chapitre 8 présente une méthode développée afin de classifier les emprunts provenant de données issues d'une capture systématique de la position des véhicules d'un libre-service intégral (données capturées). Ceci permettra à terme de présenter un portrait à haut niveau du comportement des membres (avec ces emprunts classifiés) dans un service d'autopartage dont les données d'usage ne sont accessibles que par une telle capture. Il sera également possible de filtrer l'ensemble des emprunts afin de ne considérer que les types d'emprunts pertinents aux analyses désirées.

Pour ce faire, l'ensemble des sources de données passives seront mises à profit, soit naturellement les données capturées (2015-07-01 à 2017-12-31), mais également les données géolocalisées (2015-01-01 à 2017-12-31) et les données GPS (2015-01-01 à 2015-12-31). La Figure 3.4 dresse une vue d'ensemble de la méthode scindée selon les étapes et les sources de données employées.

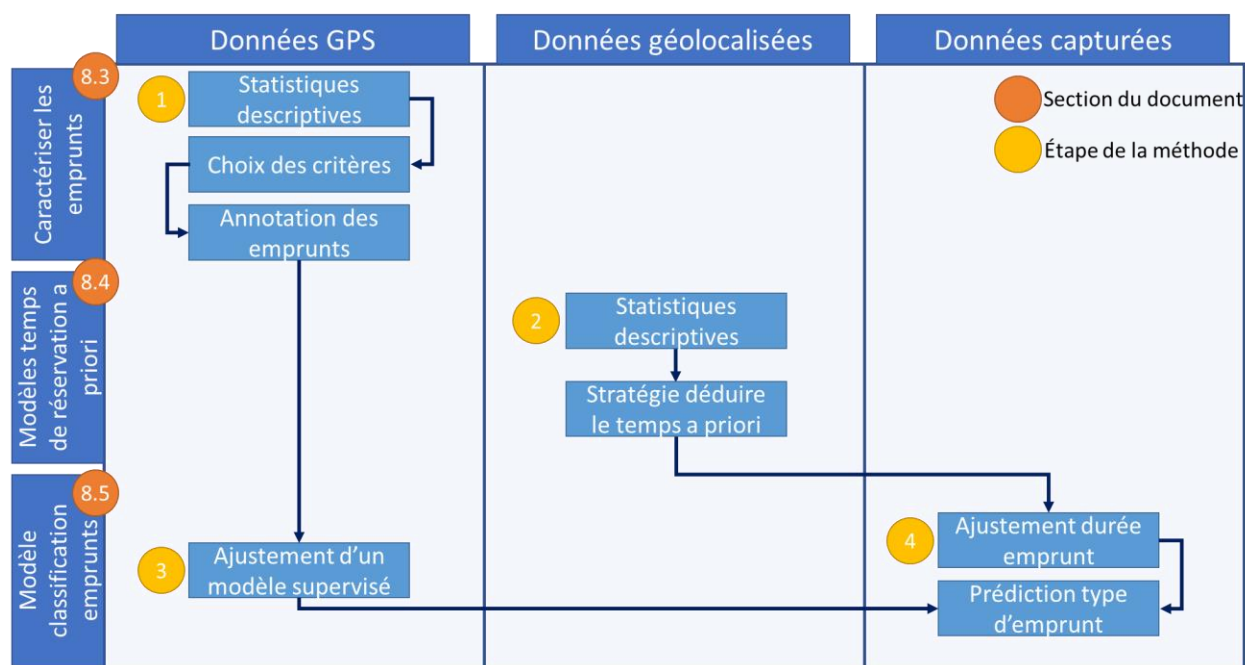


Figure 3.4 Vue d'ensemble de la méthodologie de la méthode menant à l'exploitation des emprunts capturés

Tout d'abord, on emploie le jeu de données GPS, qui est le plus complet au niveau du comportement du membre, afin d'annoter chaque emprunt selon son type : « déplacement direct », « chaîne fermée », « chaîne ouverte » et « autre » (section 8.3). Le but est d'utiliser la richesse des données GPS afin d'annoter tous les emprunts pour pouvoir les utiliser par la suite dans l'échantillon d'apprentissage et de validation d'un prochain modèle de classification.

En second lieu, on cherche à comprendre le comportement du membre en ce qui concerne la réservation (ou blocage) du véhicule a priori de son emprunt. En effet, les durées des emprunts provenant des données capturées contiennent cette composante, ce qui crée une distorsion au niveau de la durée réelle d'emprunt. Étant donné que l'effort de modélisation a été limité à cause du caractère plutôt aléatoire de la réservation a priori d'un véhicule, une méthode plus globale a été employée afin de soustraire, pour chaque emprunt, un temps qui correspond à un temps de blocage a priori moyen (section 8.4).

Troisièmement, un modèle supervisé est développé avec le jeu de données GPS préalablement annoté. Un modèle multinomial logit est donc ajusté. La formulation du modèle est ensuite employée sur les données capturées afin de prédire le type d'emprunt pour chacun des emprunts capturés (section 8.5).

En fin de chapitre, on compare les différentes méthodes retrouvées dans la littérature (Tableau 2.4) avec la méthode proposée. Ceci permet de discuter des différents critères employés et de leurs effets sur l'estimation.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CARSHARING VS BIKESHARING: COMPARING MOBILITY BEHAVIORS

Rédigé par:

Grzegorz Wielinski⁵, Martin Trépanier et Catherine Morency

Publié en 2017 dans:

Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board,

No. 2650(4), pp. 112-122, DOI: 10.3141/2650-13

Abstract

Shared-mobility services like carsharing and bikesharing have gained significant traction in the recent years; they offer an efficient and flexible service to their members while providing benefits to the society as a whole. In fall 2013, two origin-destination web-surveys were carried out on carsharing and bikesharing members in Montreal. These data are used to analyze the typical travel behaviors of members of one or both services. Service provider data has been supplied to complement the analyses. We controlled for various factors, such as age, gender, home location and intensity of use. Regarding person/household characteristics, bikesharing users differ by being younger, more often male, more connected (smartphones), and with a higher income. Carsharing users possess more transit passes, have driving licenses in a higher proportion, and belong to households with more children and fewer cars. Differences are also found when accounting for the intensity of use of the service. On travel behaviors, we analyze mode share when the bikesharing service is in operation, and we went further by analyzing when it ceases its operations. On the former, both groups have high shares of public transit and walking, but bikesharing users are more car(driver)-oriented while carsharing members have a higher use of bikes. On the latter, carsharing users increase their use of walking while bikesharing increase the use of cars (driver). Finally, a multinomial logit model is presented to evaluate the performance

⁵ La contribution à l'article de Grzegorz Wielinski (rédaction, expérimentation, recherche bibliographique, etc.) est estimée à plus de 80%.

of different variables on the odds of either being a carsharing-only member, a bikesharing-only member, or a two-service member.

4.1 Introduction

Shared mobility has gained a fair amount of interest in the past years mostly due to new mobility services like carsharing and bikesharing that address environmental, economic and urbanistic concerns. Shared mobility can be described as a (or a group of) shared service(s) where members/users can benefit of a generally short-term access to transportation options whenever they need it (Shaheen, Chan, Bansal et Cohen, 2015). IT-based (Information technology) systems and personal devices like smartphones helped this rise in interest and expansion of shared-mobility. Density increasing in urban areas, congestion problems, and the unsustainability of a personal car also played major roles in it. Shared mobility provides multiple benefits to users and to society as a whole. Car ownership and vehicle kilometers traveled (VKT) reduction, bridging the gap in public transit supply, cost savings for households, an increase in economic activity and encouraging multi-modality (Shaheen, Chan, Bansal, et al., 2015).

In fall 2013, an opportunity occurred to perform targeted Origin-Destination (OD) mobility surveys to members of carsharing and bikesharing systems in Montreal. Whereas a previous study by (Sioui et al., 2013) has taken a similar approach by surveying carsharing members in fall 2008. In 2009, a bikesharing service (*BIXI*) has been implemented in Montreal. This brought the occasion to compare household features and mobility patterns of carsharing users, bikesharing users and users of both services.

This paper is structured as follows: A background section exposes previous works on carsharing and bikesharing studies. Then, the methodology is presented: survey and transaction data collection, member data processing, survey validation. The results section presents the conclusions of these surveys in regards to person/households characteristics, and mobility behavior. Finally, a multinomial logit model is proposed to better assess the differences between the groups of users.

4.2 Background

Bikesharing's popularity has increased considerably in the recent years (Shaheen, Guzman et Zhang, 2010) since its introduction in Amsterdam with the "White Bikes" in the 1960s (DeMaio, 2003) as a first-generation scheme. Those schemes basically offered unlocked, distinctively painted bikes, but suffered from a high rate of theft (Shaheen et al., 2010). Bikesharing developed

itself since then to today's "third and fourth generation" schemes. Modern operators offer a theft deterrent feature, are IT-based, include more sophisticated redistribution systems and can also be linked to local public transit (Shaheen et al., 2010). At the time of this publication, more than 1,055 cities around the world proposed bikesharing services with more than 1,357,800 shared bikes (Meddin et DeMaio, 2016). Bikesharing can be defined as a shared service where bicycles are made available to members or occasional users for a short-term use on an "as-needed" basis without bearing responsibilities and costs associated with owning a bike (Shaheen et al., 2010). Rates, bikes and stations availability, structure (station-based or flex) depend on each operator. Bikesharing distinguishes itself from bike rentals by a shorter rental time and a higher number of daily users per bike (Gris Orange Consultant, 2009). While results differ from regions and studies, bikesharing users can be described as young, usually men, and living near the service area (Morency, Trepanier et Godefroy, 2011), but also having a higher level of education (Shaheen, Cohen et Martin, 2013) and a higher than average income (Fishman, Washington, Haworth et Watson, 2015; Woodcock, Tainio, Cheshire, O'Brien et Goodman, 2014). Studies found that bikesharing especially 1) reduces GHGs emissions made by car trips, 2) leads to a modal shift from traditional modes, 3) increases awareness of the bicycle as a viable modal option, 4) positively impacts public health, and 5) can work as a first-mile/last-mile complement to existing transportation services (Martin et Shaheen, 2014; Shaheen Shaheen, Martin et Cohen, 2013; Shaheen et al., 2013; Shaheen, Zhang, Martin et Guzman, 2011) whereas convenience is majorly perceived as a significant benefit by users (Fishman, Washington et Haworth, 2013). Of course, bikesharing impacts and user behavior widely vary depending on the service structure, current transit availability or city layout as shown in (Krizek, Barnes et Thompson, 2009; Shaheen Shaheen et al., 2013). In this paper, BIXI is the bikesharing organization surveyed. Established in Montreal in 2009, BIXI provides today more than 5,200 bikes distributed amongst 460 stations, totalizing more than 3.5 million trips in 2015 (BIXI Montreal, 2016).

Carsharing's first initiative occurred 20 years before Amsterdam's "White Bikes" in Zurich, where a desire to share an expensive resource motivated its creation (Shaheen et al., 1998). Like bikesharing, it saw its popularity increase in the past several years (albeit earlier than bikesharing), with more than 4.8 million members from more than 1,500 cities sharing over 104,000 cars as of October 2014 (Shaheen et Cohen, 2016). Carsharing is similar to bikesharing, where users share a fleet of vehicles for a short-term access on an "as-needed" basis. Carsharing

stands out by providing a service that offers a great compromise from other traditional modes in terms of flexibility and distance; it's cheaper and more convenient than a car rental for mid-range trips, more convenient than public transit where it's less well served, and cheaper than a taxi for longer trips (Britton, 2000). While multiple structures of carsharing exist, station-based carsharing is still the most popular form around the world, with over 82% of worldwide membership (Shaheen, 2015). Carsharing attracts a wide range of users, but studies (Bhat et Guo, 2007; Celsor et Millard-Ball, 2007; Cervero et Tsai, 2004; Grasset et Morency, 2010; Handy, Cao et Mokhtarian, 2005; Millard-Ball et al., 2005; Stillwater et al., 2009) identified some factors that lead to a higher membership rate; women, young people (25 to 45 years old), having a university degree, being from a small household with relatively no vehicle. They (Bhat et Guo, 2007; Celsor et Millard-Ball, 2007; Cervero et Tsai, 2004; Grasset et Morency, 2010; Handy et al., 2005; Millard-Ball et al., 2005; Stillwater et al., 2009) also showed a correlation with neighborhood features affecting carsharing success, such as low motorization rates, high alternate mode shares, low alone car trips, low parking space, high population density, and station age. Carsharing gives an opportunity to low-income dwellings to access a car and reduce transportation costs to others. It's also well perceived for its environmental welfare by reducing GHG emissions, vehicle kilometers traveled, and personal vehicle ownership (reduction in urban space needs). Other benefits are an increase in transit ridership, reduced congestion, a better sustainability of car use and convenience (Cervero, Creedman, Pai et Pohan, 2002; Cervero et Tsai, 2004; Lane, 2005; Martin et Shaheen, 2011a; Martin et al., 2010; Price et Hamilton, 2005; Rydén et Morin, 2005; Shaheen, Wright et Sperling, 2002). The carsharing provider surveyed in this paper is Communauto. Established since 1994 in Quebec City, Communauto positioned itself as a leader in carsharing in North America (Communauto, 2016a). It proposes a station-based and a free-floating carsharing service to its members with more than 1,815 cars available in the province of Quebec, and more than 31,000 members in the Montreal area (Wielinski et al., 2017b) for nearly 1 million completed trips in 2015.

Literature on travel behavior analyses can be too "context-specific" (Jorge et Correia, 2013), thus making them hard to compare. To our knowledge, studies comparing carsharing and bikesharing users in the same market are yet to be found. Some studies use a similar approach as ours. Sioui et al. (2013) compare the general population to carsharing users through the deployment of a large-scale OD survey and a specific OD survey to carsharing users. They found that when the

use of carsharing service is higher for Communauto members, the higher the use of motorized trips is, although they never reach the same level as similar households who own a vehicle. Mishra et al. (2015) conducted a similar study using the 2010-2012 California Household Travel Survey. They concluded that carsharing member's vehicle holdings is lower than comparable non-member household and they are more likely to use alternative modes (walking, bikes, public transit) more. Kopp et al. (2015) evaluate the differences between free-floating carsharing users (FFCS) and non-members (NCS) using a specific GPS tracking smartphone app. FFCS users show a higher education and income, lower car ownership, and a better access to public transit, but more importantly, they do more intermodal and multimodal trips. Also, even with a better access to public transit, they don't seem to use more public transit than NCS. Buck et al. (2013) compare Washington DC area cyclists to short-term and members of a bikesharing service. They found that bikesharing users are more likely to own fewer cars and bicycles, but would cycle more as a mean to an end than regular cyclists. Also, short-term users trips are longer and more leisure-oriented than regular members. Bikesharing trips are also more likely to replace walking trips and public transportation trips. Shaheen, Christensen et de Lima (2015) conducted a similar study in the San Francisco Bay Area by comparing non-users to casual members. While casual users are similar to annual members regarding income, education and race, they differ in terms of trip purpose, duration and home location.

4.3 Methodology

4.3.1 Data collection

Datasets used in this study come from various sources. Two web-based OD travel surveys were initiated by e-mail. For Communauto (carsharing survey), surveys were sent to members following their use of the service. For BIXI (bikesharing survey), surveys were sent to all members, active or not. Carsharing surveys were conducted from October 22nd 2013 to December 5th 2013 and bikesharing surveys from October 18th 2013 to December 13th 2013. For more information on the tool used for the web-survey, see Bourbonnais et Morency (2013). Regarding data from service providers, anonymized flat files were handed, covering the 2013 operational year. Survey responses are cleaned, then merged with the service provider dataset, filtered to control for various factors, and then weighted to represent the initial population accurately. We

applied specific controls for various types of analysis presented in this paper. We also weighted the responses according to the distribution of the intensity of use amongst members. Manipulations are detailed in Figure 1 and explained afterwards:

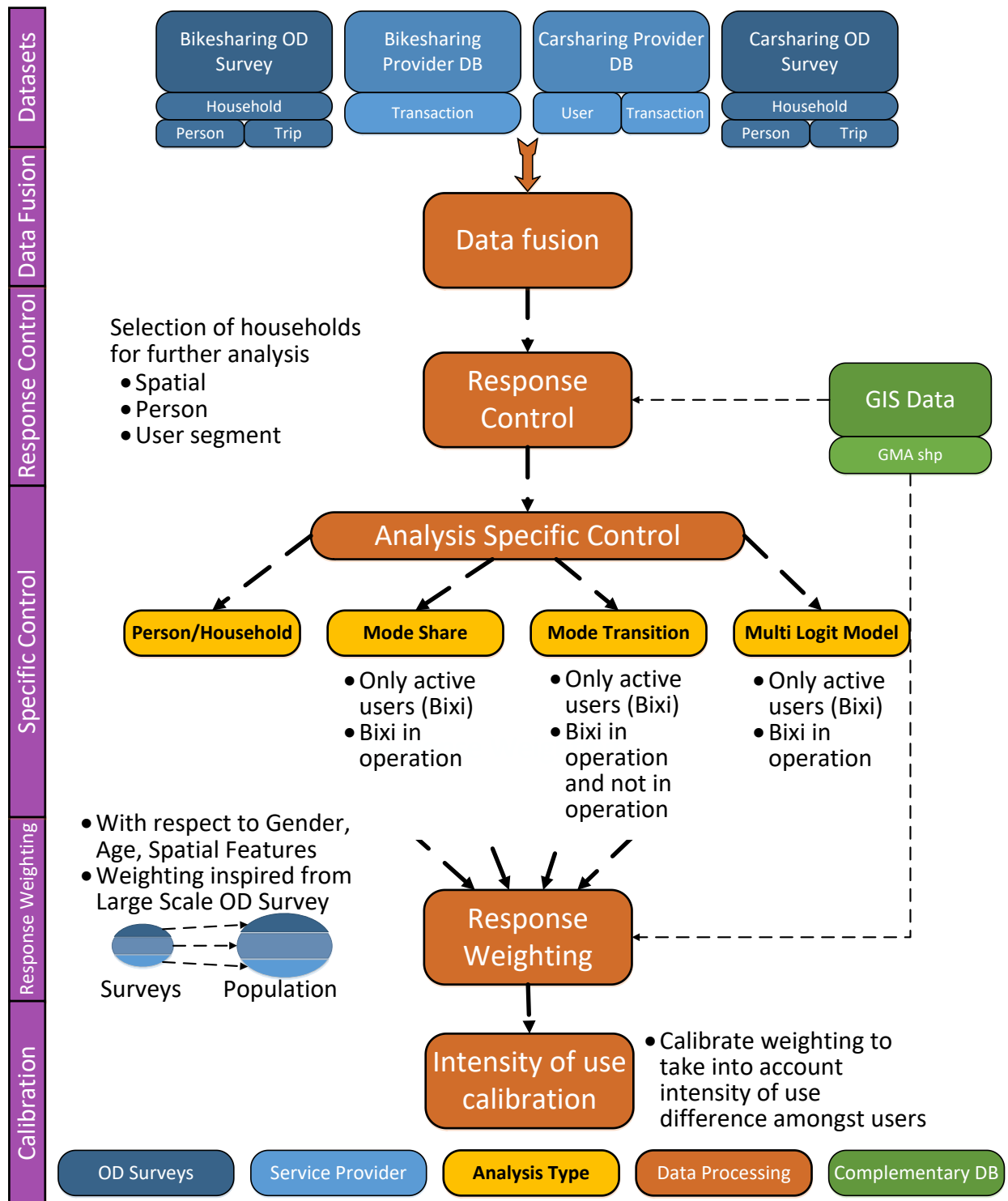


Figure 4.1 Manipulations and datasets summary for the results section

4.4 Processing of Carsharing Members Data

For carsharing, the following datasets were available: transactional log of 2013, and the member table dated as of the end of year 2013 (*member_id*, *gender*, *date of birth*). Age was calculated as of December 31st and the last known home location (postal code precision) was taken into consideration. Concerning data cleaning, only members who hadn't canceled their subscription and who were assigned to the Montreal city service were extracted (N=20,461). Only users with a valid age (20 or older for Communauto), gender, home location, and living inside the GMA (Greater Montreal Area) were considered (at the end, N=18,070).

We classified the users according to four categories with respect to the aggregated number of transactions from September 1st 2013 to December 5th 2013 (this removes bias from summer vacations and holidays); *High-Frequency* users, *Mid-Frequency* users, *Low-Frequency* users, and *Non-Active* users (also referred as A, B, C, and D users respectively in this paper). The split has been done using the ABC method of the *ABCanalysis R package*. For more information, please consult Thrun et al. (2017). Similar groups than those developed by Sioui et al. (2013) were used.

4.5 Processing of Bikesharing Members Data

For bikesharing members, the transaction log (*member_id*, *gender*, *date of birth*, *transaction_date*) was used to develop a representative target population. The 2013-year *transaction* table was available (from April 15th 2013 to November 15th 2013, the actual period of operation of bikesharing in Montreal). This limited us to active users only. Data cleaning manipulations are similar to those made previously. Only BIXI's active users subscribed to the service were considered (at the end, N=36,990). About users' characterization, we applied the same method as the one implemented for the carsharing database, except for not taking the *Non-Active* user group, due to the limited available data.

4.6 Survey validation

The online tool developed to collect user responses generated multiple data views; households, persons, and trips. While processing of the data is mandatory, specific manipulations won't be detailed here. For Communauto, 1,957 surveys were filled. From this sample, we only selected respondents who declared being members of Communauto (N=1,897). After that, filters were

applied: valid age/gender respondents (N=1,896), valid home location fields (N=1,896), and respondents living within the GMA (N=1,890). With the `member_id` field available from the survey, it was a straightforward task to match survey responses to actual members in the Communauto database. From the 1,890 initial responses, 1,436 have been matched to the transactional dataset, and thus constitute our final sample.

For BIXI, manipulations were similar. 4,016 surveys were completed. After subsequent processing, 3,979 surveys were selected. After the fusion between survey and transactional data, a large part of valid responses were dismissed, mainly due to a lack of unique id to merge both datasets (which wasn't provided by respondents). To bypass this limitation, we matched participants and members from the operator database using three features; *age*, *gender*, and *home_location*. While this wasn't a perfect match, it was the best alternative to categorize users by their frequency of use. Because multiple participants could share the same combination of features, only those who performed a unique match were kept for further processing (N=2,020). Please refer to Figure 2d for specific response rates.

4.7 Response Control

After data fusion, we looked over demographics, intensity of use and spatial representativeness to control for bias.

On demographics, Figure 4.2a presents the demographic composition of the bikesharing (blue bars) and carsharing (green bars) population and the corresponding response rate (orange dotted lines) for the surveys. In fact, the BIXI population is more concentrated in the 20-39 years-old range for both genders (about three times more members than the 40-64 range), while the response rate is about half as high than the latter range. For Communauto, the dispersion between both genders 20-39 and 40-64 ranges are similar (somewhat higher for the lower range), but the response rate is higher for younger women members and approximately the same for men users. Only responses of respondents 20-64 years old for both genders on both services were taken in consideration. On spatial dispersion, Figure 4.2b presents the response rate for diverse spatial stratas (higher is the response rate, a darker crimson colors the strata). Only geographic sectors with at least 25 responses were mapped. Distributions were, in general, similar for both surveys.

On intensity of use, Figure 4.2c presents the composition of users' response rate according to the intensity of use. While a higher response rate is expected for groups with a higher intensity of use, Communauto responses are more balanced than BIXI's. For Communauto, only the *Non-Active* users are under-represented and thus have been filtered out from our response pool. As for Figure 4.2d, it presents some usage metrics about the service population's intensity of use regardless of the surveyed members ($\% \text{ Users} = \text{Users proportion in population}$, $\text{Min/Max/Average/Median} = \text{according to the number of transactions made by the group's users}$, $\% \text{ Trans} = \text{proportion of all transactions made by the group}$). This will provide an idea of how a surveyed member uses the service depending on which category (high/mid/low-frequency) he/she falls in.

On specific control analysis, we filtered down our samples to reduce bias. On the Person/Household descriptive analysis, we didn't apply further control. On mode share analysis, we looked only for trips made in the period where BIXI was still in operation (up to November 15th), to ensure a fair representation of bikesharing trips (the same data is used for the model section). Finally, when looking on the mode share migration since BIXI is no more in operation, we removed the restriction to only use trips before November 15th (we ran our scripts in two parts, one before November 15th, and the second afterwards, to ensure a fair weighting).

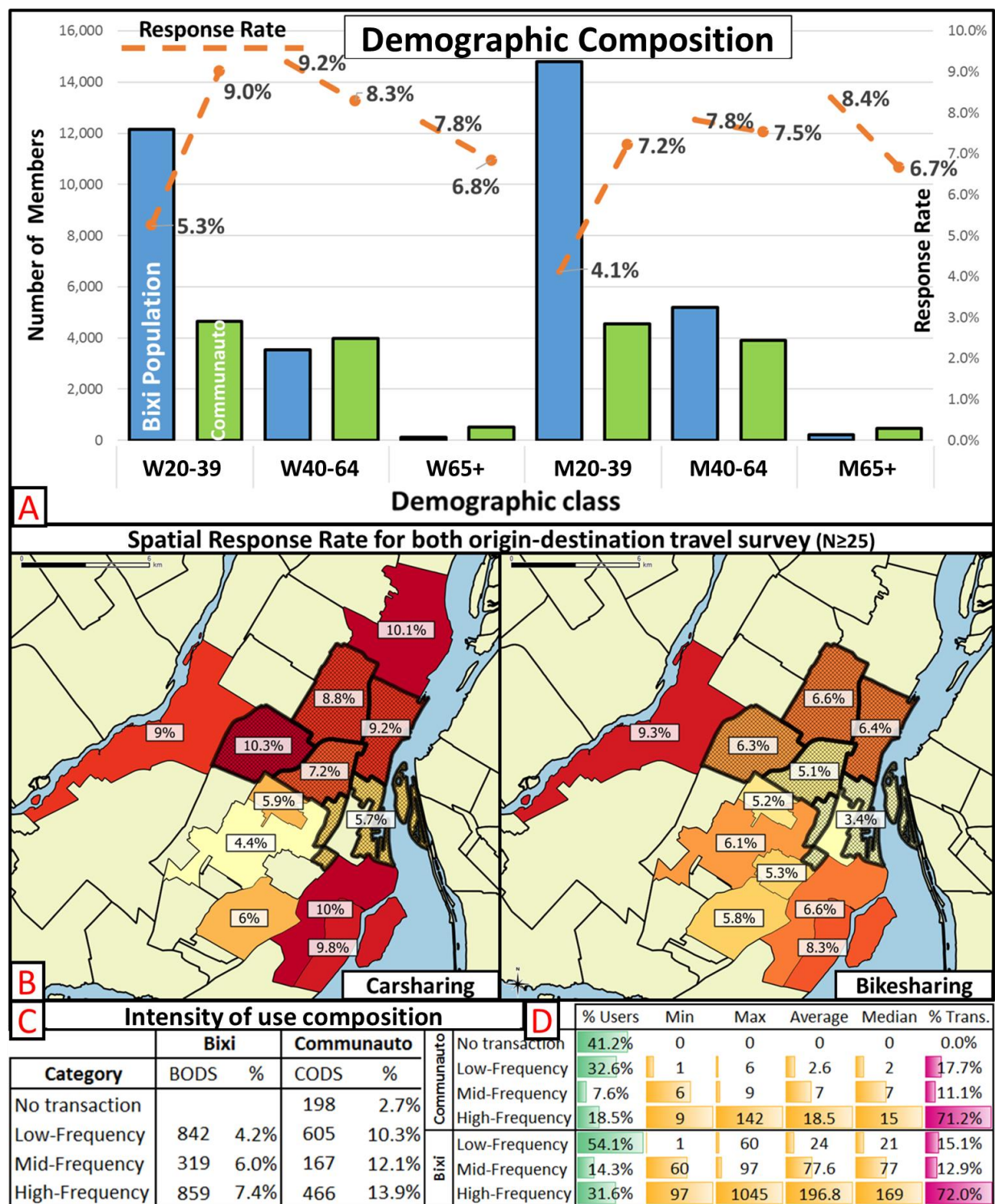


Figure 4.2 Summary on demographic, spatial and intensity of use controls. A) Demographic control; B) Spatial control; C) Intensity of use control; D) Characteristics on user's group population (% of users, intensity of use indicators (transaction), and proportion of all transactions made by the group)

4.7.1 Response Weighting

To ensure a good representation of the population using the selected sample, we weighted the responses based on gender and age, split in six demographic strata; Women 20-39 years old, Women 40-64 years old, Women 65 years and older, Men 20-39 years old, Men 40-64 years old, Men 65 years and older and 113 spatial stratas. Afterward, we factorized the weights to account for intensity of use (the additional factor is a general one and is not specific depending on gender, age or spatial attributes).

4.8 Results

4.8.1 Person/household descriptive analysis

4.8.1.1 Person

Bikesharing members present a distribution concentrated in the 25-34 years old range, while the carsharing group also has a fair proportion of users in the 35-54 class. Regarding gender, they are balanced. With bikesharing, users consist of more men (52.8%), while carsharing attracts slightly more women (51.6%). Interestingly, the higher the use of the service, the higher is the proportion of men. For carsharing-only users, the difference is less noticeable. Regarding occupation, students are more present in the bikesharing-only group, while more retired users are in the carsharing pool. Taking intensity of use into consideration, higher the use is, higher the proportion of students is, while the proportion of workers decreases. More transit users are found among carsharing users. The proportion of users having a transit pass is at 62.8% (carsharing) compared to 53.9% (bikesharing). Although, no significant difference is found when accounting for intensity of use. Nearly all carsharing users possess a driving license, while the rate for bikesharing users is at 85.6%. Rates of driver's license ownership is higher for lower frequency users. On cellphone/smartphone ownership, bikesharing users are more connected. Finally, no clear difference is found between all groups about the distance from home to work or school. For two-system groups (carsharing/bikesharing), they seem to adopt the characteristics from both groups.

4.8.1.2 Household

Two-person households were mainly observed. Carsharing households are more prone to be single-person ones (34.8% vs. 27.9% for bikesharing users). For higher frequency users, carsharing households are larger. Carsharing households have more children than bikesharing ones (an average of 0.34 children compared to 0.23). A higher number of children is seen for higher use carsharing households, while members with a higher use of the bikesharing service have a lower number. Car ownership is significantly higher among bikesharing users than carsharing users (59.7% of households with a car vs 11.1%). Bikesharing A users tend to own fewer cars than lower tier groups. For carsharing users, no clear distinction was observed. Carsharing-only households show the lowest average income with 48.1% of households with less than 60,000. Bikesharing households presents the highest proportion of high income households while carsharing and bikesharing users from the carsharing survey have the highest proportion of households within the \$100,000-\$149,999 range. Table 4.1 presents the details for every class of users across both surveys.

Table 4.1 Summary of various key figures by survey group and intensity of use (results displayed are in % of sub-group total)

		Bikesharing Survey						Carsharing Survey					
		Bikesharing Only			Bike/Carsharing			Car/Bikesharing			Carsharing Only		
Category	Metric	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
Person													
Age	20-24	12.0	6.9	8.5	3.2	2.9	0.0	1.7	0.0	1.4	1.0	4.5	3.3
	25-34	50.5	51.3	48.8	49.3	66.6	50.3	31.2	49.6	48.0	30.8	30.3	33.5
	35-44	19.8	25.8	23.2	35.1	19.7	32.3	39.3	31.3	28.5	30.2	28.0	28.7
	45-54	12.4	9.5	11.9	6.0	5.2	11.6	17.4	3.8	18.4	24.8	13.9	19.7
	55-64	5.3	6.5	7.5	6.4	5.5	5.9	10.4	15.2	3.7	13.1	23.2	14.8
Gender	Female	40.4	45.6	52.5	39.7	41.7	48.5	46.6	43.3	45.2	50.8	49.4	52.5
	Male	59.6	54.4	47.5	60.3	58.3	51.5	53.4	56.7	54.8	49.2	50.6	47.5
Situation	Worker	79.5	86.0	85.7	88.0	82.3	82.9	89.1	92.1	85.8	88.8	81.6	82.9
	Student	16.4	11.9	10.8	8.5	12.6	7.5	6.4	0.0	7.7	2.9	8.6	7.8
	Retired	0.3	0.6	0.9	1.2	0.0	1.2	1.0	4.9	0.8	3.0	5.8	2.3
	At home	1.5	1.0	0.8	0.4	1.9	3.4	0.7	0.0	0.0	1.0	1.9	1.9
	Other	2.3	0.5	1.8	1.9	3.2	5.0	3.0	3.0	5.7	4.4	2.1	5.1
Driving License	False	17.9	14.8	11.8	1.0	6.3	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.0	0.0
	True	82.1	85.2	88.2	99.0	93.7	100.0	100.0	100.0	99.3	100.0	100.0	100.0
Transit Pass	False	44.7	47.4	46.7	36.5	33.8	35.6	34.0	23.6	34.5	36.8	40.4	36.6
	True	55.3	52.6	53.3	63.5	66.2	64.4	66.0	76.4	65.5	63.2	59.6	63.4
Cellphone	False	7.8	9.7	7.5	7.4	9.5	7.0	7.3	28.0	11.9	20.7	23.9	24.0
	True	92.2	90.3	92.5	92.6	90.5	93.0	92.7	72.0	88.1	79.3	76.1	76.0
Smartphone	False	21.9	21.8	17.7	15.7	23.8	18.3	22.5	45.4	25.3	41.8	47.6	44.5
	True	78.1	78.2	82.3	84.3	76.2	81.7	77.5	54.6	74.7	58.2	52.4	55.5
Household													
Household Size	1 person	30.8	28.5	25.8	32.6	37.0	31.5	30.4	22.7	47.8	24.5	30.9	41.6
	2 persons	46.1	47.4	49.1	42.8	50.5	45.1	42.1	53.6	35.7	42.0	43.1	41.0
	3 persons	12.1	13.3	14.4	16.9	6.7	12.4	14.8	11.9	11.3	17.1	15.5	8.5
	4 persons	7.7	8.4	9.0	6.6	5.8	6.8	10.4	9.3	3.8	11.9	8.1	8.2
	5 or more	3.3	2.4	1.7	1.1	0.0	4.2	2.4	2.6	1.4	4.6	2.3	0.6
Adult #	1 adult	31.4	30.8	26.9	35.9	38.3	32.0	35.0	27.7	49.0	30.5	32.3	44.7
	2 adults	54.9	58.1	62.6	57.7	54.0	62.9	60.3	68.8	46.1	59.6	59.3	52.4
	More than 2	13.7	11.1	10.5	6.3	7.7	5.1	4.6	3.5	4.8	9.9	8.4	2.9
Children #	No children	88.7	84.6	83.4	80.4	92.5	81.0	73.4	79.7	86.9	66.5	80.1	82.8
	1 child	5.8	7.4	8.9	11.1	4.6	9.1	13.6	5.3	7.9	20.7	13.3	9.0
	More than 1	5.5	8.0	7.7	8.5	2.9	9.9	13.0	15.0	5.3	12.8	6.5	8.2

Table 4.1 Summary of various key figures by survey group and intensity of use (results displayed are in % of sub-group total) (continued and end)

		Bikesharing Survey						Carsharing Survey					
		Bikesharing Only			Bike/Carsharing			Car/Bikesharing			Carsharing Only		
Category	Metric	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
Car #	0 car	52.2	39.6	32.1	80.4	87.2	72.2	90.4	83.5	87.5	89.5	91.2	88.0
	1 car	41.3	51.0	58.0	18.0	12.8	24.3	9.6	16.5	12.5	10.1	5.9	11.6
	More than 1	6.5	9.4	9.9	1.6	0.0	3.5	0.0	0.0	0.0	0.5	2.9	0.4
Income	\$0-30K	15.8	8.0	8.8	16.0	15.0	10.6	12.4	6.8	14.5	8.2	10.2	15.0
	\$30-59K	27.0	32.8	22.8	28.4	29.0	20.6	20.8	16.3	30.8	35.9	40.2	34.9
	\$60-99K	23.2	21.4	24.9	20.1	26.9	31.8	24.5	24.0	17.9	25.7	28.4	30.2
	\$100-119K	15.1	12.1	20.6	19.1	17.2	17.2	28.3	45.2	22.4	17.5	11.3	10.6
	\$120-149K	6.9	10.6	9.8	8.9	11.9	6.7	8.5	4.3	12.8	7.6	8.9	6.5
	\$150K +	12.1	15.1	13.1	7.3	0.0	13.1	5.5	3.4	1.7	5.0	1.0	2.8
Respondents #		576	211	539	178	56	149	115	36	127	273	103	374

4.8.2 Mode Share and Modal Transition

We compared the modal share of trips made by respondents before November 16th, when Montreal's bikesharing service ends. Furthermore, we merged in a single class all respondents from both surveys who stated to be a member of a bikesharing and a carsharing service at the same time. The reason to this design is due to a lower answer pool for those users, and because of the validity of the results generated. For exemple, one user could be a fairly frequent carsharing user (A type) and an occasional bikesharing user (C type). Thus, their travel behavior would be more in line with carsharing-only user. A broad range of possibilities can emerge from a bikesharing/carsharing user combination. With no means to assign a bikesharing survey person correctly to the carsharing membership database (and vice versa), and to reduce complexity, we simply preferred to merge users of both services by disclaiming the group composition, and stating that a range of variation is possible, depending on the user's interests. For unique service users (carsharing or bikesharing only), travel behavior has been split with respect to their service's intensity of use. Figure 4.3 presents these results.

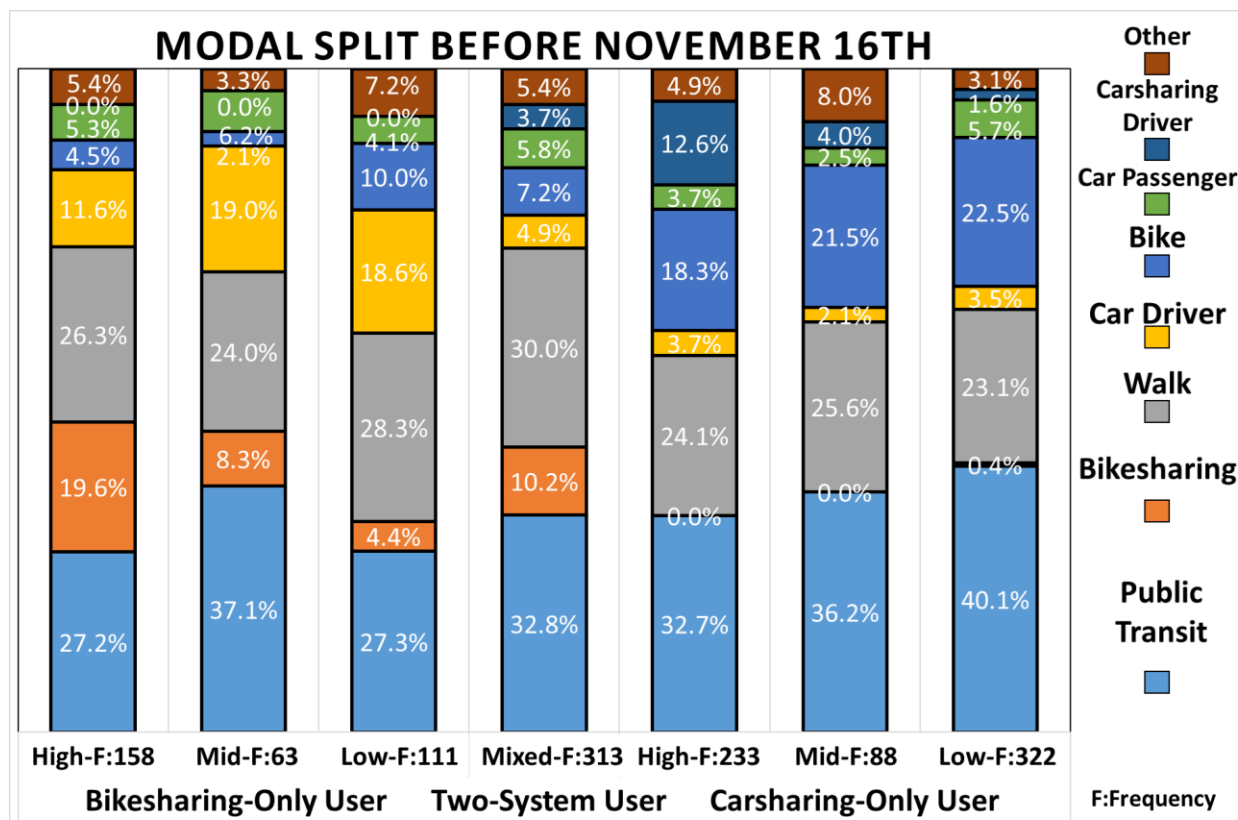


Figure 4.3 Modal share split when BIXI is in operation in Montreal; respondents count is indicated; total trip count = 4,746

The Two-System User group is represented mainly by carsharing respondents with this following distribution: Carsharing 77.0% (A=34.1%, B=13.6%, C=52.3%); Bikeskaring 33.0% (A=50.7%, B=16.2%, C=33.1%); N=313 surveys; 1,148 trips. Weights have been normalized to ensure no bias between both survey scales. Without surprise, bikeskaring and carsharing share mode is directly proportional to the intensity of use of each group. Type A users increase significantly their modal share on these modes compared to B users (2.3x for bikeskaring users, 3.1x for carsharing users). Public transit use is higher for carsharing respondents than bikeskaring ones. Public transit share increases when comparing C carsharing users to A users to compensate a lower use of the carsharing service. In the same way, the bikeshare increases for these groups (C=22.5%, A=18.3%). About biking, it's more used by carsharing users than bikeskaring ones (2.2x-4.0x more when comparing similar groups). Bikeskaring users offset their bike use with the bikeskaring service, but those two modes should be perceived as different ones. Walking is a major component of both groups, with a slightly higher use for bikeskaring users. With a higher

car ownership rate for bikesharing households, modal share for the “Car Driver” category is superior by a large proportion (3.1x-9.0x times higher than carsharing groups). About the two-system group, they are an amalgam of carsharing-only and bikesharing-only users with a moderate use of specific modes (10.2% bikesharing; 3.7% carsharing), a lesser car use (4.9%) than bikesharing users (11.6%-19.0%) but still higher than carsharing ones (2.1%-3.7%), a moderate use of bicycles (7.2%), and a large proportion of trips made on foot (30.0%). When mid-November arrives, BIXI ceases its operation, forcing existing users to find an alternative. On the one hand, carsharing users are less affected by this change, except from the fact that their bike proportion drops by 21.2% (from 23.1% to 18.2%), offset by a slight increase of public transit (from 40.6% to 44.0%) and walking trips (from 18.6% to 22.9%). On the other hand, bikesharing users compensate by increasing car (driving) trips (+43.6%, from 14.9% to 21.4%) and their use of public transit (+20.9%, from 31.1% to 37.6%).

4.8.3 Multinomial Logit Model

This section presents a multinomial logit model to represent how person, household, and trips characteristics affect the probability to join a carsharing and/or a bikesharing service. Thus, the dependent variable can either be “Carsharing-only user”, “Bikesharing-only user” or “Bikesharing & Carsharing user”. Table 4.2 lists the variables used and their weighted distribution.

Some variables like home municipal sector, low share modes such as rail, motorcycle, and taxi were removed from the model because their contribution compared to other variables were minor and the initial spatial data control made them less relevant. Bikesharing and Carsharing trips variables were omitted because of the natural relation with the dependent variable. This model is structured to see the impact of already studied variables; the integration of other variables would greatly improve the model’s performances, but are out of this study’s scope. Also, this model only takes into consideration the observations of already subscribed members; it’s more a comparison between carsharing and bikesharing members than a model about the propensity for non-members to join either service. The utility functions are represented as a response ~ predictors linear function. Table 4.3 shows the results of the multinomial logit model.

Table 4.2 Multinomial Logit Model Variables Used Description

Variable Name	Type	Description	Descriptive Statistics
Outcome Variable			
UserGroup	Categorical	Categories: Carsharing-only user; Bikesharing-only user; Carsharing and bikesharing user	25.8% (51.5%) were Bikesharing-only; 49.9% (26.4%) carsharing-only; 24.3% (22.1%) two-system group (weighted)
Person Characteristics Variables			
Age	Categorical	Categories: 20-24; 25-34; 35-44; 45-54; 55-64	5.2% were aged 20-24; 45.0% 25-34; 26.5% 35-44; 15.1% 45-54; 8.1% 55-64
Gender	Categorical	Categories: Men; Women	54.3% Men; 45.7% Women
Occupation Name	Categorical	Categories: Worker, Student, Other (Retired, At Home, Other)	87.0% Workers; 8.1% Student; 4.9% Other (1.4% Retired; 2.8% Other; 0.7% At Home)
TransitUser	Binary	Does the respondent own a transit pass? (T/F)	58.9% True; 41.1% False
Driving License	Binary	Is the respondent owner of a driving license? (T/F)	91.6% True; 8.4% False
Smartphone	Binary	Is the respondent owner of a smartphone? (T/F)	73.0% True; 27.0% True
Household Characteristics Variables			
Adult Count	Categorical	Categories: 1 adult; 2 adults; more than 2 adults	33.3% of households were 1 adult households; 58.5% 2 adults; 9.2% more than 2 adults
Children Count	Categorical	Categories: No child; 1 child; More than 1 child	83.0% of households were No child households; 7.8% 1 child; 9.2% more than 1 child
Car Count	Categorical	Categories: No car; 1 car; more than 1 car	63.3% of households were No car households; 32.5% 1 car; 4.2% more than 1 car
Income Level	Categorical	Categories: \$0-30K; \$30-59K; \$60-99K; \$100-119K; \$120-149K; \$150K+	11.7% of households had an income of 0-30K\$; 26.3% 30-59K\$; 25.0% 60-99K\$; 17.8% 100-119K\$; 7.9% 120-149K\$; 11.2% 150K\$+
Trip Characteristics Variable			
Car_Driver	Binary	Has the respondent used the car (driver) in its trip?	10.4% True; 89.6% False
Walk	Binary	Has the respondent walked?	27.3% True; 72.7% False
Bus	Binary	Has the respondent used the bus?	15.6% True; 84.4% False
Metro	Binary	Has the respondent used the metro?	26.0% True; 74.0% False
Bike	Binary	Has the respondent used a bike?	11.1% True; 88.9% False

The model was run on 4,737 observations (85,916 when weighted) from both surveys. Results presented in the table are odds ratio values (exponential of the coefficient value) and should be

interpreted in terms of relative probabilities (base categories are provided in the table, the base outcome of this model is “Carsharing-only users”). Regarding the person variables, older users’ observations indicate negative odds to join a bikesharing program. Men present a significant increase for bikesharing-only situation, but only a slight increase for both services category. While the majority of the dataset is composed of workers (87.0%), students increase the odds to be a bikesharing-only user over a carsharing-only user by 1.602. Transit pass owners affect negatively the odds to be a bikesharing-only user (0.625) (as the use of bus (0.678) and metro (0.567)). Driving license ownership shows an odds ratio equal to 0. This is explained by the really high proportion of driver’s licenses amongst carsharing drivers; it shouldn’t be concluded that carsharing members are more likely to drive than bikesharing ones. Bikesharing users are more connected (via a smartphone), thus the odds ratios are high for both bikesharing categories. On household variables, while a higher count of adults increases the odds of being a bikesharing member instead of a carsharing one, the presence of children has the opposite effect. Car ownership plays a significant role in the odds of being a bikesharing-only member (12.532 & 16.049), but is more moderate for users of both services (1.850), with a decrease in odds when car count increases above 1 car per household (0.465). The income variable impacts greatly the bikesharing category in the mid-income brackets (\$60K-\$119K) and the high-income one (\$150K+), while the two-system category is mostly by the higher brackets (\$120K+). Finally, on trips characteristics, car (driver) trips raise the odds of bikesharing-only users by 1.443, while public transit modes (metro, bus) or bike are clearly at the advantage of the carsharing category.

Table 4.3 Results of Multinomial Logistic Regression of Membership Type Choice

Base Outcome: Carsharing Only	Bikesharing Only		Carsharing & Bikesharing	
Coefficient	Odds Ratio	P-value	Odds Ratio	P-value
Person Characteristics (Base Categories: Age 20-34; Women; Worker; Non-transit user; No driving license; No smartphone)				
Age: 35-44	0.480	0.000	0.891	0.000
Age: 45-54	0.336	0.000	0.469	0.000
Age: 55-64	0.103	0.000	0.345	0.000
Gender: Men	1.312	0.000	1.039*	0.081*
OccupationName: student	1.602	0.000	0.862	0.001
OccupationName: other	0.635	0.000	0.462	0.000
TransitUser: TRUE	0.625	0.000	1.087	0.001
DrivingLicense: TRUE	0.000	0.000	0.000	0.000
OwnSmartphone: TRUE	1.657	0.000	1.882	0.000
Household Characteristics (Base Categories: 1 adult households; no children households; no car households; \$0K-\$30K household income)				
AdultCount: 2 adults	0.655	0.000	0.619	0.000
AdultCount: More than 2 adults	1.349	0.000	1.045*	0.318*
ChildrenCount: 1 child	0.224	0.000	0.304	0.000
ChildrenCount: More than 1 child	0.470	0.000	0.581	0.000
CarCount: 1 car	12.532	0.000	1.850	0.000
CarCount: More than 1 car	16.049	0.000	0.465	0.000
IncomeLevel: \$30K to \$59K	0.715	0.000	0.421	0.000
IncomeLevel: \$60K to \$99K	1.040*	0.388*	0.506	0.000
IncomeLevel: \$100K to \$119K	1.484	0.000	0.910*	0.047*
IncomeLevel: \$120K to \$149K	0.940*	0.304*	1.218	0.000
IncomeLevel: \$150K & more	5.061	0.000	1.877	0.000
Trip Characteristics (Base Categories: no car (driver) trip; no walking trip; no bus trip; no metro trip; no bike trip)				
Car_Driver: TRUE	1.443	0.000	1.003*	0.962*
Walk: TRUE	0.968*	0.296*	0.914	0.004
Bus: TRUE	0.678	0.000	0.457	0.000
Metro: TRUE	0.567	0.000	0.484	0.000
Bike: TRUE	0.314	0.000	0.267	0.000
n = 4,737; N = 85,916 (weighted); *: p>0.05; Model Fit: Likelihood Ratio Chi^2 = 11,361.85; pseudo-R^2 = 0.215				

4.9 Conclusion

This paper presents a comprehensive overview on mobility behavior between carsharing and bikesharing users from two comparable web-surveys made in Montreal for the fall 2013 period. Surveying both groups in the same time period and same geographical location allowed us to

compare them on the same baseline and to split respondents in different groups: carsharing-only members, bikesharing-only members, and two-system members. Data from service operators enabled us to segment users according to their intensity of use. Academic researchers, transport planners and carsharing/bikesharing operators were the main target audience.

About person/household characteristics, we found that bikesharing users are prone to be younger, and that students are more represented, while being more connected (cellphone/smartphone). Carsharing users possess, to a higher rate, a transit pass and a driving license, but have a higher child count and have a lesser car ownership than bikesharing members. Household incomes vary greatly between groups; we've observed that carsharing-only households tend to be in the lowest income bracket, while bikesharing households are in the higher one; two-system members are positioned in the middle brackets. Differences were also found when looking further with the intensity of use variable; trends don't vary the same way across groups as for the household size, children count or the car ownership variables. Mixed-service members acquire characteristics from both groups to a certain degree. About trips behavior, bikesharing users tend to use walk and car (driver) more, while carsharing members use public transit and bike more; The car (driver or carsharing driver) modal share is comparable for higher class users for both surveys, but the lower the bikesharing use is observed, the higher the use of car (driver) is offset. When deprived of the bikesharing service, bikesharing members migrate to public transit and car (driver) while carsharing ones go for public transit and walk. Finally, our multinomial logit model consolidated the study findings by presenting the impact of a variable on the odds of being a bikesharing-only user or a bikesharing & carsharing user compared to the base situation: being a carsharing-only member.

This study presents its own set of limitations. 1) The lack of a proper member id for the bikesharing survey limited the pool of observations and reduced the accuracy of the intensity of use variable. 2) Surveys were distributed in a different way for both providers. We controlled this matter in the trips analyses and in the model by selecting active members only. 3) The surveys are about the mobility of an average weekday. Further studies on this thematic would be done by comparing the regional-large scale mobility survey carried out at the same time frame.

4.10 Acknowledgments

This work was made possible thanks to the support and collaboration of Marco Viviani and Benoit Robert of Communauto. The research project is also funded by the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC RDCPJ # 474642-14). We also want to thank BIXI Montreal for their help recruiting for the bikesharing members' survey.

CHAPITRE 5 ARTICLE 2: ELECTRIC AND HYBRID CAR USE IN A FREE-FLOATING CARSHARING SYSTEM

Rédigé par:

Grzegorz Wielinski⁶, Martin Trépanier et Catherine Morency

Publié en 2017 dans:

International Journal of Sustainable Transportation,

Vol. 11(3), pp. 161-169, DOI: 10.1080/15568318.2016.1220653

Abstract

A free-floating carsharing system is a flexible way to provide cars to members in a limited area. This paper discusses the user behavior and choice between electric and hybrid cars in a free-floating system. We use Auto-mobile's transactional and GPS datasets to analyze car use. We develop a binomial logit model to find the probability of choosing an electric car when there is a choice. The analysis reveals that travel distance has a major influence on this probability: electric vehicles are less popular for distances of more than 24 km. Cold temperatures, and being a woman also decrease the probability while higher energy level increases odds. The spatial analysis shows a difference in behavior between both car technologies. Trips made by electric cars are less dispersed spatially than those made by hybrid cars.

⁶ La contribution à l'article de Grzegorz Wielinski (rédaction, expérimentation, recherche bibliographique, etc.) est estimée à plus de 80%.

5.1 Introduction

In dense cities, carsharing systems have proven to be efficient and useful to urban mobility and sustainability. These systems provide access to cars without the burden of ownership, and they contribute to a reduction in the level of car ownership. Recently, free-floating carsharing systems have become increasingly popular because they provide access to cars wherever they are available across the street grid. The advent of smartphones facilitates the use of these services.

Most free-floating systems have adopted fuel-efficient cars, e.g., Car2Go uses Smart cars. In Montreal, the Auto-mobile system is operated by Communauto, the oldest carsharing company in North America (since 1994). The Auto-mobile free-floating system offers two types of cars: the all-electric Nissan Leaf and the Toyota Prius hybrid.

Carsharing organizations and the general population mainly buy and use fuel-based vehicles. Interest in electric vehicles (EVs) has increased in recent years, but their market share is small: it is expected to be 2% of the global market in 2020 (International Energy Agency, 2013). Many governments are promoting the introduction of sustainable energy sources, such as electricity, for transportation. They offer several incentives to encourage the use of EVs, such as access to HOV lanes (Tal et Nicholas, 2014), tax reductions or subsidies (ACEA, 2015), and access to a preferential parking (MBTA, 2015). Montreal has issued a request for proposals for the introduction of a one-way all-electric carsharing service (Magder, 2015), and the government of Quebec has launched a plan for the electrification of transportation in the province (MTQ, 2015). These developments motivated organizations such as Communauto to introduce EVs. However, such vehicles do not have, at this time, the profitability of fuel-based cars. This is because EVs must be moved to charging locations daily, which decreases their availability, and they have a higher initial cost (Robert, 2015), even though the electricity rates are very low in Quebec. This paper aims to answer this research question: Does the type of car influence the user behavior, from the initial decision process to the actual use of the car.

This paper is organized as follows. Section 5.2 presents the background. Section 5.3 presents the methodology while section 5.4 introduces the results. First, it gives a descriptive analysis of the use of HVs and EVs based on data from Communauto, then presents a vehicle-type choice model and discusses the results, and Section 5.5 provides concluding remarks.

5.2 Background

This section discusses various forms of carsharing and presents studies of free-floating carsharing and EVs.

5.2.1 Definitions

There are three main types of carsharing. Station-based (or round-trip) carsharing is an early form (we will refer to it as regular carsharing): there is a network of stations where members reserve and take a car and return it to the same station (Jorge et al., 2012). This model is used by Zipcar, which operates in the USA, Canada, Austria, France, Spain, the UK, and Turkey. In Canada, Communauto also operates this type of service. The other types of carsharing do not require the car to be returned to its departure station. In one-way carsharing, the member books a car located at a specific station but can return it to any station in the network (Jorge et al., 2012); Autolib' (Paris) is an example of such a service. Free-floating carsharing (third type) eliminates the stations and the need to book cars in advance (Firnborn, 2012). Schaefer (2013) introduced the concept of the service area (SA) to replace the stations. The user is free to bring the car outside the SA but must return it inside the SA to close the rental. In Montreal, Auto-mobile, operated by Communauto, and Car2Go services are free-floating schemes.

5.2.2 Electric Vehicles

While Montreal plans to gradually introduce an all-electric carsharing system, many other carsharing organizations have already introduced EVs into their fleets, and some use all-EV fleets. Yélobile introduced the first all-EV fleet in Europe in 1999⁷. Based in La Rochelle, France, Yélobile offers a one-way carsharing service. Also in France, Auto Bleue in Nice⁸ and Autolib' in Paris⁹ offer all-EV services. Auto Bleue is station-based, and Autolib' is one-way. In the United States, BlueIndy¹⁰ launched its service in Indianapolis in September 2015, based on

⁷ Yélobile, retrieved from <https://yelo.agglo-larochelle.fr/autopartage/fonctionnement-stations-yelobile#!autopartage-yelobile>

⁸ Autoleue, retrieved from <https://www.auto-bleue.org/en>

⁹ Autolib', retrieved from <https://www.autolib.eu/en/how-does-it-work/service/>

¹⁰ BlueIndy, retrieved from <https://www.blue-indy.com/>

Autolib' scheme of operation. In Colorado, Ethos operates the first all-EV service in America, a station-based system. Some mixed-fleet operators provide free-floating systems. Car2go¹¹ operates a mixed fleet in four cities and also has a full EV fleet in four cities in North America and Europe. DriveNow¹² operates a mixed fleet in 7 cities, located in Germany, United Kingdom and Austria, and operates a full EV fleet with 400 BMW i3's in Copenhagen.

A notion covered in the literature is the « range anxiety » associated with the use of electric cars. Some early studies demonstrated a real preoccupation about the limited range of these car type (Beggs et al., 1981; Calfee, 1985). This range also limited the adoption of EVs at the customer level (Hidrué et al., 2011). Also, this anxiety may be spoiled by the long range of traditional combustion vehicles who are a reference for certain users when questioned about their preference on EV range (Thomas Franke et Krems, 2013), and others see combustion cars as a great mobility tool essentially for their long range (Canzler et Knie, 2009). Some studies explored more deeply psychological barriers about acceptance of EVs (Franke et al., 2012). This study analyzed 40 participants who leased EVs for a 6-month period. Users, instead of being stressed out with limited range situations, were being confronted to a “problem-solving task” to manage the limited range of their vehicle amongst their trips. Normal adaptation process has been noted to adapt their general living behavior to fit their car limitation. On the one hand, authors noted that when the car range was sufficient to make all their trips, no positive feeling was observed. On the other hand, when the car didn't respond to expectations, a frustration feeling was detected.

Some authors (Franke et al. 2012; Franke et Krems, 2013) stated that the hypothetical desired range is different than the real needed range. In fact, desired range was shorter for experienced users or after for those who used the vehicle for a 3-month period. Studies on the general desired range are split in two main groups (Franke et Krems, 2013): Direct studies where participants are asked to expose their desired range (Bronchard et al., 2011; Bunzeck et al., 2011; VDE, 2010) state a range between 300 km and 400 km. Studies where a survey question about user's preference (arbitrage between options) also give a portrait of the desired range. Dimitropoulos et al. (2011) state that, generally, users value an additional mile of the range at between 47\$US and

¹¹ Car2Go, retrieved from <https://www.car2go.com/>

¹² DriveNow, retrieved from <https://dk.drive-now.com/en/#!/carsharing/international>

64\$US. On his side, Daziano (2013) indicate that EVs should have a 330 miles range to be on the same level as conventional cars to be competitive/attractive. Because of a lower maintenance fee for EVs, this estimated range could drop to 180 miles to be as attractive to their homologues. Hidrue et al. (2011) observed that socioeconomic factors as young persons, education, and eco-oriented lifestyle increase the odds to acquire an EV. One of the main interests to possess an EV was the reduce variable cost (as the cost of gas). The lower range, the higher purchase price tag and recharge times were the main negative components to buy an EV. Larson et al. (2014) concluded that maybe consumers are not yet ready to pay a premium to acquire an electric car.

About studies integrating or focusing on carsharing, *Autolib'*, an all-electric one-way carsharing operator, has conducted a study after the first year of operation of the service (Autolib', 2012). This study focussed on the general level of satisfaction of users on different aspects, one of them being the car range. About 90% of participants never felt nervous to have insufficient range when using the service. Range anxiety doesn't seem to be a factor for a majority of users. Shaheen et al. (2016) evaluated the possibility to introduce a carsharing service in a senior community composed of EVs. The study presented a potential of implantation, especially because older adults generally plan in advance their trips, thus easing the logistical challenge for the operator. Some respondents showed some apprehension about the vehicle battery depletion, stating that they would use the service only if the car battery if fully charged. When asked about their interest if the service would be consisted of a mixed fleet, the interest for the service increased, generally for the potential of executing longer trips. Ohta et al. (2013) conducted a survey where respondents were asked about their recognition and acceptance of carsharing and eco-cars (low emission vehicles like electric cars and hybrid cars) in Japan. Results revelled a significant lack of education about carsharing and a low membership rate, while for eco-cars, recognition was higher. Acceptance to join a carsharing scheme or to purchase a future eco-car have been evaluated. Non-car owners are more inclined to join a carsharing organization or to acquire an eco-car due to a naturally lower resistance (they currently don't own a car). One important obstacle to carsharing penetration is the lack of factual information about it and should be address. Middle-aged men and one-car owners looking to increase their car ownership are more prone to join a carsharing club or, for the former, to acquire an eco-car and thus these groups should be targeted.

When looking for studies comparing EVs and HVs in a carsharing setting, one study by Müller et al. (2015) cover in part the question. This research explored the motives for choosing an EV in a free-floating mixed car fleet and also compared briefly the use of EVs in the system from HVs. About motives, users stated that they would choose an electric car for three main reasons: For testing the vehicle (75%), for the driving pleasure (73%) and for ecological reasons (59%). Almost half of the surveyed users stated that they prefer EVs over HVs. Some other users prefer not to use this car technology because they are not familiar with it (22%) or the charge level of the car was too low (7%), but the main reason why they don't choose an EV is because of the low availability (75%). In fact, fewer than 5% of the car fleet is constituted of EVs. About usage, authors revealed shorter trip distances compared to HVs, but both technologies share practically the same temporal and spatial distribution.

5.3 Methodology

5.3.1 Case study

Our study is conducted in collaboration with Communauto. Established in 1994, Communauto provides two distinct services:

A traditional station-based service, in operation since 1994. This service operates in eight regions in Canada, with over 450 stations and 1,000 vehicles in the Montreal Metropolitan Area alone. We refer to this service as the regular service (REG).

Auto-mobile, a free-floating service introduced in June 2013 in the Montreal area (and now available in Quebec City). This fleet is currently composed of 270 cars (+30 in Quebec City) with an SA of more than 76 km² (+ the area in Quebec City). We refer to this service as “AuM.”

We studied the Montreal service from June 2013 to April 2015. During this period, the number of vehicles increased from 24 to 165, and there were four expansions of the SA, from a total of 8 km² to today's 76 km². Figure 5.1 shows the evolution of the SA (the subway lines are also shown).

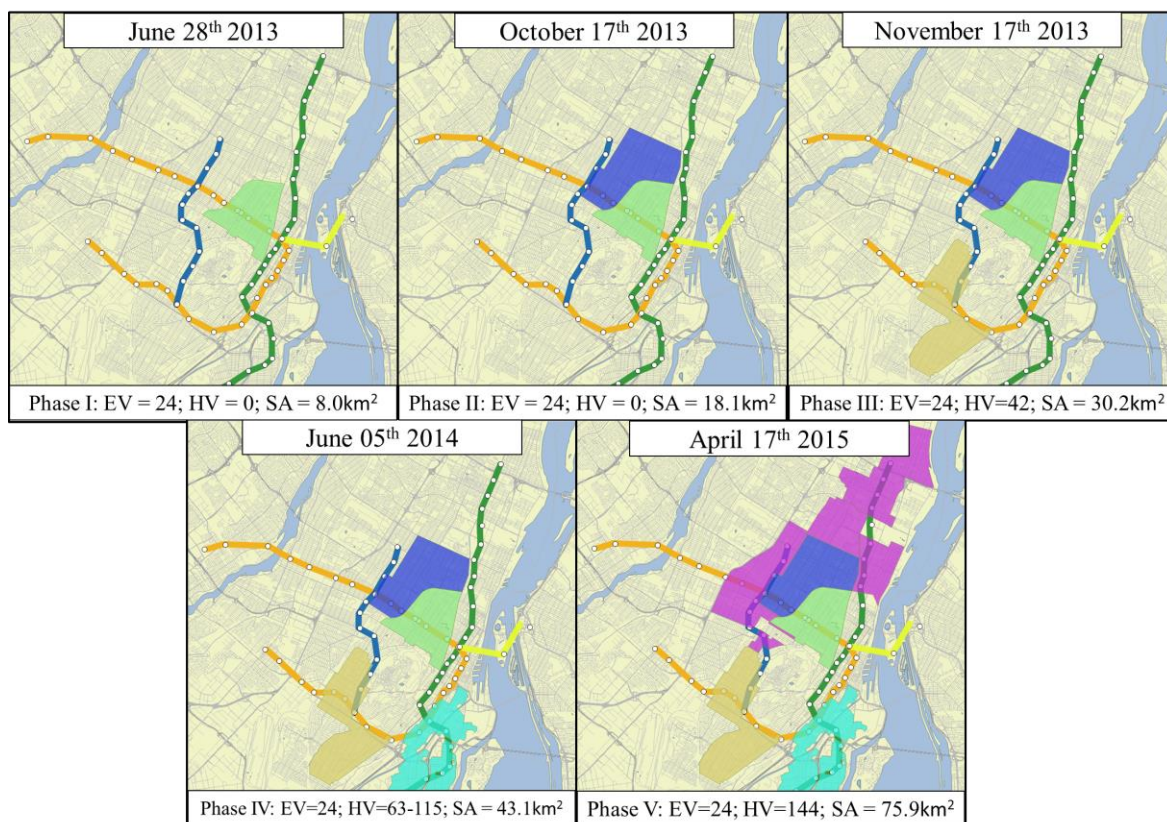


Figure 5.1 Evolution of Communauto's AuM service area from June 2013 to April 2015

To access a vehicle, users can proceed via the company's online services (app, website) or can do directly to a car in the street. The online services allow the user to locate available nearby cars, see the car type (EV or HV) and the energy (fuel / electricity charge) level. To access the cars, users swipe smart card through the car's terminal (the system is also compatible with OPUS transit smart card). The user can reserve a car for up to 30 minutes, free of charge, before taking possession of it. This gives the user confidence that the vehicle will be available when he/she reaches it. After assessing the car, the user is free to travel inside or outside the SA. The billing is on a pay-per-minute basis. Rates are currently at 0.38\$/minute (CAD) and are the same for both vehicle type. Parking the car inside the SA will end the transaction (making the vehicle available to others) or it is possible to keep the car at the same per minute fare. The car's monitor indicates whether or not the vehicle is in the SA.

The refuelling of HVs is usually performed by users, who receive free usage minutes as an incentive. At the end of an HV transaction, the tank must be at least half-full. There is no obligation to charge an EV at the end of a transaction, but the remaining range must be at least 15

km. If the range of an available car falls below 25%, a Communauto employee will take the car to a charging station. Also, when necessary, the employees relocate both HVs and EVs to more desirable locations.

5.3.2 Information System

We used numerous data sources for this study. For the first part of this paper, the datasets contain the most up-to-date information as of April 24th 2015. For the model section, we use the vehicle's energy level (the percentage of power level is displayed to the members). It comes from a complementary dataset of 7 months, with up-to-date information as of February 18th 2016.

The user dataset contains over 44,000 entries with information about the user's gender, age, subscription date, service package (rates), and home location (based on the Canadian postal code). This data is strictly anonymized. The vehicle dataset contains information about the make, model, and technology (fuel-based or electric).

The transaction dataset contains information on both the REG and AuM services. For REG, it contains every reservation (even if subsequently cancelled) from January 1st 2013 to April 24th 2015. For AuM, it records every time a car was borrowed, from June 28th 2013 to April 24th 2015. For AuM, a complementary dataset contains the geographical location of the vehicle (with a frequency of 3 to 4 GPS points per minute), but for a shorter time frame: June 28th 2013 to March 3rd 2014. This dataset also stores the user ID and the vehicle ID.

The energy level dataset contains information about AuM vehicles and their energy level before and after a completed transaction. Also, the information about the reservation duration, distance and vehicle position is given. This dataset contains 52,099 reservations, from which 4,614 are made by EVs. With the car state of charge, we can deduct the amount of energy used for a trip, and consequently try to factor the influence of the charge on the user behavior.

5.3.3 Data Processing

We took several steps to ensure data reliability, create key figures, process the GPS traces, and integrate the datasets into a database management system.

5.3.3.1 Data cleaning and data integration

To ensure the reliability of the data, we first looked for inconsistencies (duplication, unexpected values, missing values). We removed the 4,807 employee-related transactions. Finally, we verified the distances provided. We evaluated the speeds, duration, and distances and removed records with excessive average speeds. We tagged the top and bottom 1% of the durations and the top 1% of the distances to eliminate biases. After these steps, 98,923 records were available for our study.

5.3.3.2 GPS Processing

The AuM dataset contains car status and GPS traces (2,087,782 records). We used it to divide each reservation into trips. Thus, we can determine the distance, duration, start and end locations, activity duration, and location of each trip. Of the 22,993 reservations, we used 14,692 for our study. These reservations contained a total of 24,995 trips and 11,523 activities. This data was useful for our GIS-based study.

5.3.3.3 User Classification

To classify users, we developed a classification system with two levels. The first level, Type A, is the first Communauto service (AuM or REG) used by the client in its lifetime as a Communauto user. The second level, Type B, identifies members who subsequently used the other service. For example, a “REG-AuM” is a member who used the regular system at first, then used the free-floating. A “AuM-AuM” is someone who is using the free-floating service exclusively. This classification is quite important because users show distinct patterns of use depending of their user type (Wielinski et al. 2015). Figure 5.2 presents all 4 user clusters and their distribution.

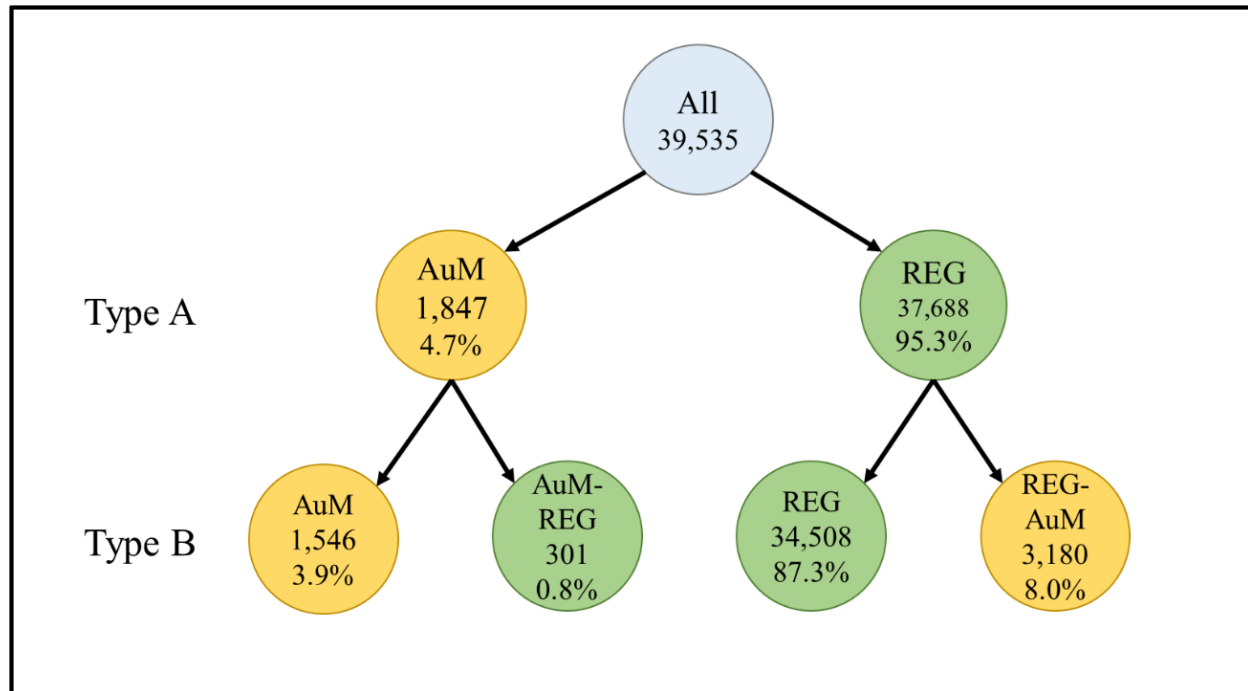


Figure 5.2 Client classification and distribution

As well as the FinalType, the client is assigned a CurrentType for each reservation, where the classification is based on the information available at the time of the reservation.

5.3.3.4 Availability of other vehicles

Because we want to model the choice of the type of car, we need to know the availability of other cars near the selected pick-up location. We created eight binary variables to indicate whether or not there is an available nearby car. These variables are based on the vehicle type (EV or HV) and the radius of the search area (100 m, 200 m, 300 m, 400 m). We performed SQL queries for every transaction date and time to find the availability of every other car, and we processed the results to set the binary variables.

5.3.3.5 Energy Level Processing

The process used here is similar as the one presented in 3.3.1. The energy levels range from 0% to 100% and represent the remaining car range, whether the state of the battery or the level of the fuel tank. When referenced, the energy level or state of charge variations are measured in units of variation (e.g.: a decrease of 10 units from a charge level of 95% will drop the car charge level to 85%).

5.4 Results

5.4.1 Descriptive Analysis

As shown in a previous study (Wielinski et al., 2015), the clients are mainly female (61.0% of all reservations) and relatively young, with a mean age of 36.8 and a median age of 35. AuM users generally perform longer trips than REG–AuM users (11.4 ± 16.5 km vs. 9.5 ± 12.7 km). More experienced users (defined based on usage intensity) travel shorter distances than less experienced users (9.1 ± 12.1 km vs. 14.3 ± 18.6 km). Figure 5.3 shows the growth of the fleet over time in relation to the SA size and reservation volume.

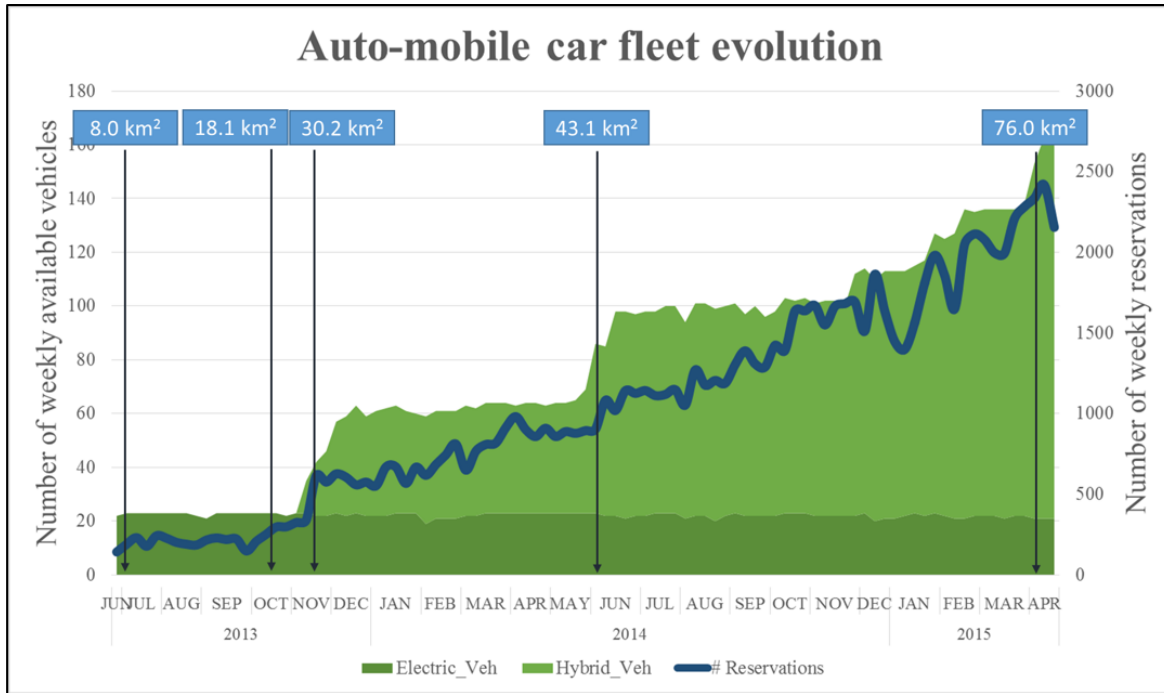


Figure 5.3 AuM fleet evolution with SA size and reservation volume

Since the introduction of Auto-mobile, the SA has grown from 8.0 to 76.0 km². A total of 24 (Nissan Leaf) EVs were used for the first five months, and then nearly 40 (Toyota Prius-C) HVs were added. A further 35 HVs were added in the third expansion, and new HVs were gradually introduced in 2015 to bring the total to 144 HVs and 24 EVs. During this period, the number of weekly reservations has steadily grown along with the car availability and the SA size. The transaction dataset has some noise in the data from January 2015, and many of these reservations were removed during the data cleaning. The total number of users has grown proportionally with

the reservations (the blue line in Figure 5.3). The SA expansions coincide with increases in the number of users. Table 5.1 presents some basic statistics about the service by vehicle type in a 3-month period in 2014.

Table 5.1 Descriptive analysis of both car technologies (from August 1st 2014 to October 31st 2014)

Car Type	Nb Cars	Nb Reservations	% Reservations	Mean dist. (km)	SD (km)	Median dist. (km)
HV	80	15,170	83.8%	13.9	24.3	6
EV	24	2,927	16.2%	10.4	13.4	6
All	104	18,097	100%	13.3	22.9	6

5.4.2 Distance analysis

In this section we examine the differences of usage between HVs and EVs. We use the reservations made after the introduction of HVs to evaluate the usage rate (92,507 reservations). We define the usage rate to be the frequency of use of a specific car type.

We try to establish a distance break-point at which EV use would dramatically decrease. The hypothesis is that the EV battery is insufficient for longer trips (in reality or perceived by users), leading to a drop in the EV usage rate. Figure 5.4 shows the EV/HV usage rate in function of the distance travelled. The fleet sizes have been normalized.

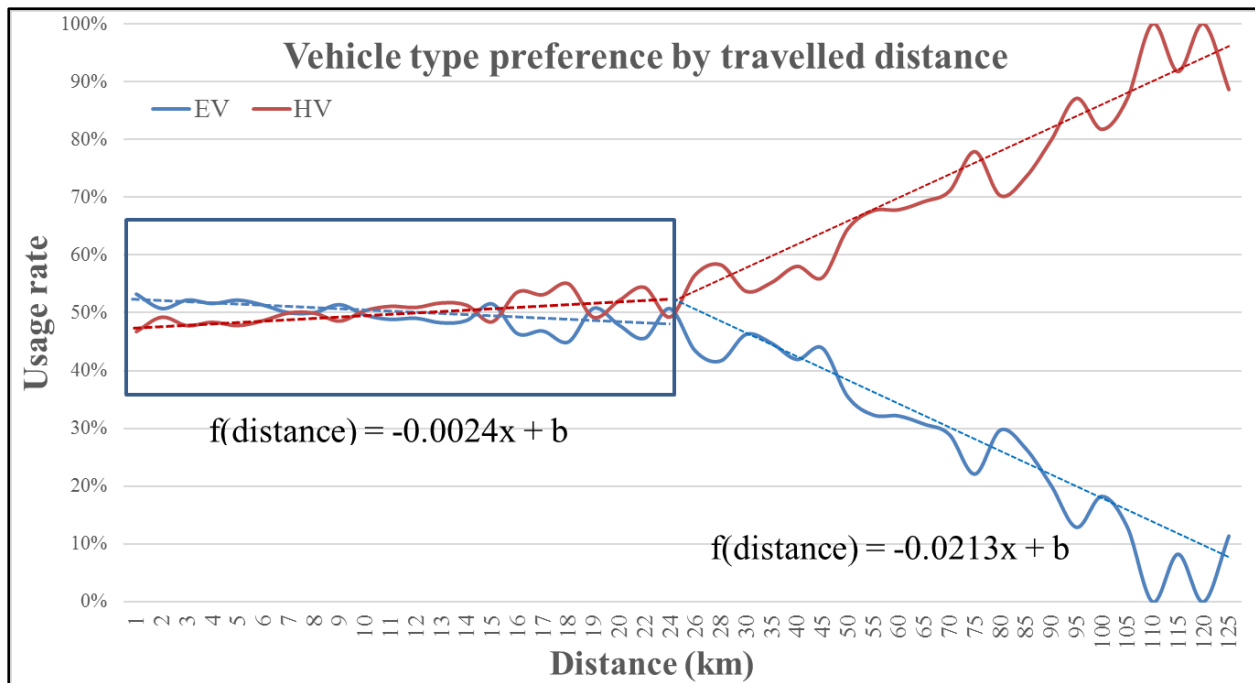


Figure 5.4 Usage rate of vehicle type by distance travelled (km)

HVs and EVs have similar usage rate for distances up to 24 km, ranging from 53.6% to 45.4% for EV. Above 24 km, the HV usage rate increases by 2.13% for every additional kilometre travelled. A clear preference for HVs is observed for longer distances. There is not really a clear explanation of this distance threshold: however, it represents approximately 2 to 3 times the size of the service area, this may be a kind of “psychological” barrier for EV users. Also, Auto-mobile service has expanded multiple times since its introduction in June 2013 (thus modifying the service area). To make sure results are consistent across time, we ran the analysis for different stages of this free-floating service. While some differences occurred on the precise breaking point between both cars types preference and on the function slopes, the general preference for HVs on longer distances has been observed amongst periods.

5.4.3 User Activity

We used a GIS to evaluate the user activity by vehicle type. There is supposedly a user activity for each trip end that was identified from the GPS traces. Over an eight-month period, there were 5,287 EV activities and 6,236 HV activities. Our goal was to determine whether HV users are more willing to go outside the SA, and to what extent.

Of the 5,287 EV stops, 46.5% are inside the SA (note that the expansion of the SA over time has been taken into account), compared to 53.9% for HVs. This observation may seem counterintuitive, but it becomes clearer when we segment the data by month. Before the introduction of HVs, the proportion of EV stops outside the SA was between 55.6% and 66.3%. After November 15th 2013, the value has dropped between 34.5% and 41.8%, a reduction of 60%. For the HVs, in November the proportion is 48.2%, but it increases to a stable $54.7 \pm 1.1\%$ for December to February. Thus, the introduction of HVs changed user behavior.

Both EVs and HVs are used for trips outside the SA. To measure the extent, we use standard deviation ellipses (SDEs) to compare the two vehicle types. Figure 5.5 presents the SDEs for each vehicle type from November 2013 to February 2014. The SDE is an ellipse whose axes are the standard deviation of the x and y coordinates from the mean centre (Mitchell 2005). SDEs can illustrate changes that occur over time.

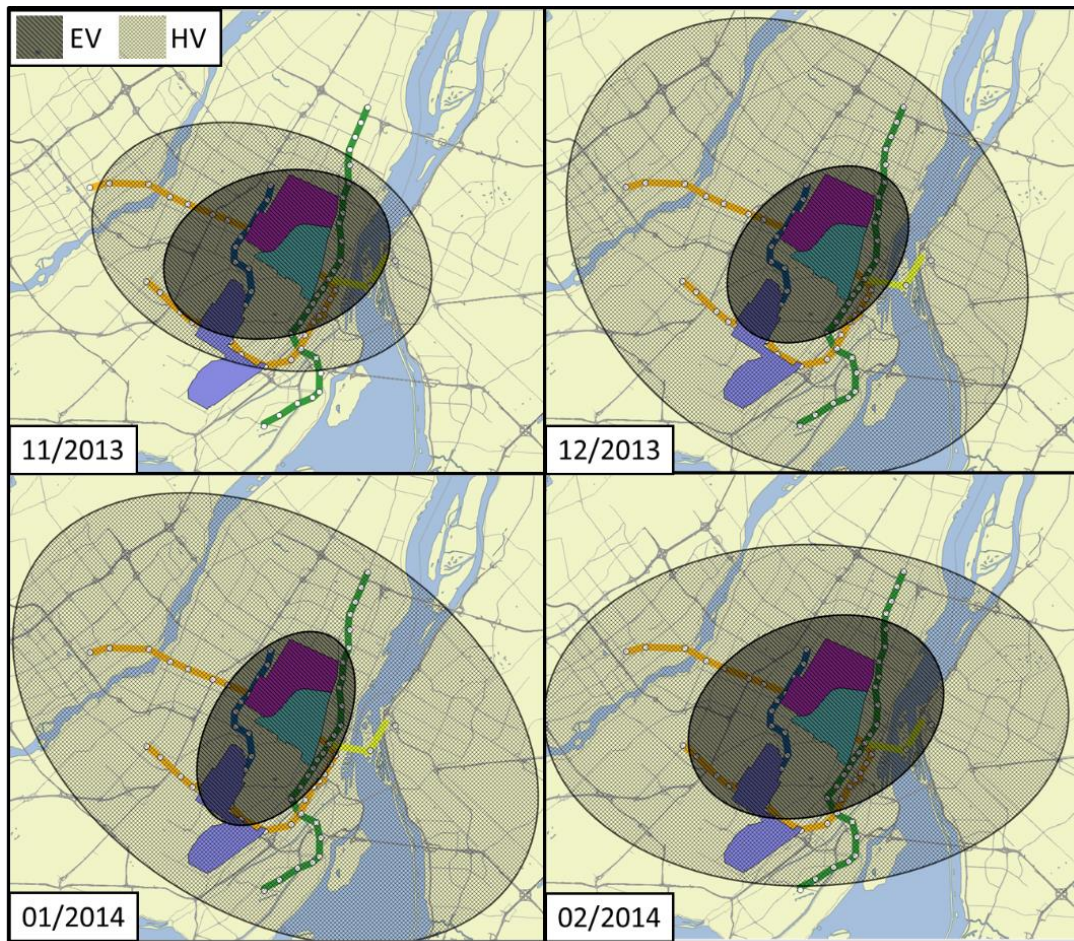


Figure 5.5 SDEs of user EV and HV activities (scale 1:100,000)

The HVs have larger SDEs, ranging from a 118.7% augmentation in November to 708.3% in January. In November, the difference between the two ellipses is relatively small. For HVs, the holiday period seems to have a noticeable impact. The EV SDE reduced after the introduction of HVs but nearly doubled in February. We need more data to confirm these findings, but there seems to be a significant difference between the HV and EV SDEs.

5.4.4 Free-Floating Vehicle Choice Model

We now build a logistic regression to model vehicle choice (EV vs. HV). The model is estimated at the transaction level, and the outcome variable is the type of car chosen. The variables are listed in Table 5.2. The variables are user-related (age, gender, subscription time, customer type), transaction related (energy levels, distance travelled) and environmental related (proportion of EVs in the system, temperature, precipitations, snow on ground).

Some groups of variables (4 and 5; 7 and 8; 11, 12, 13, 14, 22, and 23; 2 and 18; 19 and 20) are highly correlated. They cannot be simultaneously included in the model because this could bias the estimates. The dependent variable is the vehicle type. A success event occurs when a member borrows an EV (*CarType* = 1). To ensure that there is a real choice between the two types, we consider only situations where at least one vehicle of each type is available within a range of 100 m (see Section 3.3.4). This limits the dataset to 1,058 observations that meet these requirements. These records occurred from September 2015 to February 2016. In September 2015, Communauto added 25 EVs into its car fleet, thus bringing the total to 49 available EVs.

5.4.4.1 Variable Selection and Coefficient Interpretation

We excluded variables 4, 7, 11, 13, 19, and 21 because of correlation. When we first fitted the model, several variables were not found to be significant: *Age_Cat*, *Gender*, *TypeA*, *TimeOfWeek*, *Service Subscription*, *EV_Prop*, *SnowOnGround*, *FP*, *Hotx*, *DiffEnergyLevel*. They are excluded from the model. Multiple configurations of variables have been tested, each time evaluating variable significance and model performance. Finally, four variables have been selected for the final model, Table 5.3 shows the results for the preliminary model (no a priori variable selection except for those with correlation between them) and Table 5.4 presents the final model with only significant variables.

Table 5.2 Variables for regression model

ID	Variable	Variable Type	Definition
1	CarType	Dichotomous	0 if HV, 1 if EV
2	Distance	Continuous	Travelled distance in km
3	Gender	Dichotomous	1 if Female, 2 if Male
4	Age	Continuous	Age of user
5	Age_Cat	Ordinal	Age (1 = 18–24, 2 = 25–39, 3 = 40–64, 4 = 65+)
6	Service Sub.	Continuous	Time (months) since user joined Communauto
7	CurrentType	Nominal	User type (1 AuM–AuM; 2 AuM–REG; 3 REG–AuM)
8	TypeA	Dichotomous	Type of first Communauto transaction (1=AuM; 2=REG)
9	TimeOfWeek	Dichotomous	1 = Weekday; 2 = Weekend
11	Snow (cm)	Continuous	Quantity of snow on ground
12	SnowOnGround	Dichotomous	1 if no snow on ground, else 2
13	Mean Temp	Continuous	Mean temperature of day (°C)
14	Freezing Point	Dichotomous	1 if below freezing point, else 2
17	EV_Prop	Continuous	Proportion of EVs in fleet
18	Dist_Threshold	Dichotomous	If distance \leq 24 km then 1; else 0
19	EnergyLevelEV	Continuous	Energy level at the start of the transaction
20	EnergyLevelEVx	Dichotomous	If EnergyLevelEV is above x%, where x=50 to 90 by 10
21	DiffEnergyLevel	Continuous	EV energy level – HV energy level
22	Coldx	Dichotomous	If the temperature is below x, where x = {-15, -10, -5}
23	Hotx	Dichotomous	If the temperature is above x, where x = {20, 25, 30}

Table 5.3 Preliminary logit model output (1,059 observations)

Coefficient	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Sig	Transf. coef.
(Intercept)	-0.39028	0.53705	-0.72671	0.46740		0.67687
Energy_Level_EV_50	1.11336	0.17628	6.31600	0.00000	***	3.04458
distanceKm	-0.03887	0.00842	-4.61844	0.00000	***	0.96187
GenderF	-0.76092	0.14166	-5.37158	0.00000	***	0.46723
Age_Cat 25-39	-0.53474	0.32641	-1.63822	0.10138		0.58582
Age_Cat40-64	-0.33642	0.34078	-0.98720	0.32355		0.71433
Age_Cat65+	-2.06768	0.71853	-2.87765	0.00401	**	0.12648
subTime	-0.00368	0.02696	-0.13639	0.89152		0.99633
TypeAAuM	0.30438	0.16120	1.88822	0.05900	.	1.35579
TimeOfWeekWeekEnd	0.05113	0.17170	0.29779	0.76586		1.05246
SnowOnGround	0.09342	0.15534	0.60138	0.54759		1.09792
Cold10	-1.25878	0.42658	-2.95083	0.00317	**	0.28400
PropEV	0.65732	2.18963	0.30020	0.76403		1.92962

Table 5.4 Final logit model output (1,059 observations)

Coefficient	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Sig	Transf. coef.
(Intercept)	-0.49250	0.20709	-2.37822	0.01739	*	0.61109
distanceKm	-0.03710	0.00958	-3.87048	0.00010	***	0.96358
Gender : Female	-0.73215	0.16729	-4.37631	1.21E-05	***	0.48087
EnergyLevelEV50	0.93323	0.20605	4.52897	5.93E-06	***	2.54272
Cold10	-1.06991	0.48026	-2.22776	0.02589	*	0.34304

5.4.4.2 Model interpretation and discussion

The model showed four different variables as significant (Table 5.4). *DistanceKm*, representing the desired travel distance, affects negatively the odds to borrow an electric car. For every desired travel kilometre, the odds to borrow an electric vehicle decrease by a factor of 0.96 (for a 25 km trip, the odds decrease by a factor of 40%). The sociodemographic variable *Gender* affects the odds negatively when a female user is trying to locate a vehicle. In fact, they decrease the odds by a factor of 0.48. As a positive factor, the binary variable *EnergyLevelEV50*, that represent the situation where the level of charge of the EV is higher than 50%, increase by a factor of 2.54 the odds of borrowing the EV. Finally, on really cold temperatures ($<-10^{\circ}\text{C}$), the odds to borrow an electric car decrease by a factor of 0.34. If we look over variables in Table 3, age and user types

seem to affect the dependent variable in a certain way. Users older than 65 years old have a higher probability to rent a HV. But when looking at situations where this case occurs, only 19 were identified (16 where the HV has been chosen, while 3 of them for the EV). Further data has to be analyzed to confirm or not the statistical significance for the increase in use of HV. On the user type (variable *TypeA*), users with type AuM (refer to section 5.3.3.3 User Classification) presented a better odds to rent an EV. When looking at data, REG users rented an EV 37.6% of the time, while AuM users rented the EV at a 46.4% rate. When looking globally, EVs were rented 41.2% of the time, thus AuM users could potentially be more sensitive to rent EVs.

This model only represents the state of the charge of the EV because of two factors. Basically the energy level of HV is not a critical factor as the EV state of charge can be because users can manually refill HV, giving them, nearly, an unlimited range for mid-long range trips. Also, there is no clear interpretation or significance when plotting the HV energy level into the model. When trying to fit the difference in charges from both vehicle types (we could assume that users would prefer in certain occasions the vehicle with the most range), the variable doesn't stand out as significant. When looking over the distribution of the energy level of EV for both situations (*CarType* = 0 or 1), the distributions seem to indicate that to rent an EV, higher energy levels increase odds (verified by the variable *EnergyLevelEV50*), but it is independent of the HV energy state. Extreme temperatures are known to decrease a vehicle range because of use of the car heater or the air conditioning. When fitting temperature, the variable doesn't stand out as significant, so we used several dummy variables for cold and hot temperatures. On the one hand, hot temperatures were not as high as Montreal could get (data from September to February only), so these variables were not kept. On the other hand, even if this year's temperature has been milder than past years in the winter, temperatures colder than -10°C affected negatively the odds of choosing an EVs. This result is corroborated by the increase of nearly 50% of Communauto employee relocation trips during winter.

We tested the model by predicting values on another dataset to see its performance. With a proportion of 58% of HV in the dataset, our model increases slightly the odds to the accuracy of 66% ($\pm 5.5\%$, CI = 95%, p-value of 0.00341 for testing the model equality with a null model). The model could predict 72.6% of HV occurrences, but only 57.3% of EV occurrences. This indicates that a variable is probably missing in order to increase the model performance. Reported AIC is at 938.9, while the log-likelihood from the fitted model is at -455.55, the McFadden's

pseudo r-squared at 0.094 and the Cragg and Uhler's pseudo r-squared at 0.120. This model has not been made to predict demand, but it gives us a good overview of the variables dynamic to take into account in for free-floating carsharing mode choice.

5.5 Conclusion and Comparison with Other Studies

We have presented a comprehensive study of the differences in EV and HV use in a free-floating carsharing system. We first presented the current state of the Auto-mobile service, from its implementation to April 2015. We briefly discussed factors such as gender, age, user type, and user class. We then presented the usage rate in relation to the distance: there is a clear preference for HVs above a threshold of 24 km. Our spatial analysis confirmed this: HVs have a larger SDE and leave the SA more often. Finally, a logit model indicated relationships between distance, user gender, temperature, initial energy state of charge, and the desirability of a vehicle. All three, travelled distance, male users, and cold temperatures reduce the odds of borrowing an EV, while a higher energy level increase the attractiveness of an electric car. These insights will serve as a starting point for further research on mode choice.

The choice model doesn't incorporate what may be the most important variable for a user: proximity. This could be done by capturing the position of the user when he is looking for a vehicle (via mobile or web-based), and then calculating the distance between each vehicle, but Communauto doesn't track users' requests. Another potential flaw of the model is the assumption that all users have a perfect knowledge of the positions of all vehicles surrounding him/her. In addition, the evolution of the service area and the car fleet may have distorted the results. To better understand the effect of changes in time, we project to perform a time-spatial analysis to understand the dynamic in the user behavior across time. In future studies, it will be interesting to explore a more qualitative analysis of the user decision choice pattern and influences, while also looking for strategies (policies and relocations) to help to increase the operator profitability for EVs. One interesting avenue will be to estimate the demand increase due to an extension of the network of charging stations, estimate the additional revenues and compare them with the additional costs.

About other studies, Autolib' (2012) surveyed their users about their satisfaction regarding vehicle range. 91% of the users responded to never have been scared to fail to bring back the car

to another station. This suggests that “range anxiety” is not a factor. Still, our model showed a significant importance for the travelled distance (thus suggesting a certain “range anxiety” effect). However, both studies cannot be compared because of the different dynamic inside the services. One is a one-way station-based service (Autolib’), while the other is a full one-way free-floating service. Also, the service area or the station network is not equal as of the covered area and alternative modes for both cities are also structured differently. Further, Müller et al. (2015) briefly compared usage between HVs and EVs in term of travelled distance. While the study doesn’t express a specific difference between both car types, they state that EVs perform generally a bit shorter trips. They consider, due to a limited car range, less outliers that would skew the mean distance. This result matches with ours. They mention the presence of range anxiety, but without further investigation. When other studies about the subject would go out, it will be interesting to investigate how parameters like car range and service area structure impact user behavior with EVs.

5.6 Acknowledgments

This work was made possible thanks to the collaboration of Marco Viviani and Benoit Robert from Communauto. Funding was provided by Communauto and the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC RDCPJ # 474642-14).

CHAPITRE 6 ARTICLE 3: CASE STUDY ON CARSHARING SERVICE ADOPTION DYNAMIC IN A DUAL-MODE SETTING: STATION- BASED AND FREE-FLOATING

Rédigé par:

Grzegorz Wielinski¹³, Martin Trépanier et Catherine Morency

soumis pour publication dans:

International Journal of Sustainable Transportation,

date de soumission initiale: 9 novembre 2018

Abstract

This paper looks to explore the adoption dynamic in a dual-mode carsharing setting where both the station-based and the free-floating services are run in the same carsharing ecosystem. To do so, a rich real-world transactional dataset of two different carsharing markets is leveraged. A user classification is created to accurately measure adoption with criteria such as service area proximity, service usage and subscribed package. Then, the longitudinal adoption dynamic is explored at the service level. Spikes in adoption occur when opening a new zone mostly for *SBcs-FFcs* members. While more users convert from the station-based service to the free-floating service than new free-floating users integrate the carsharing ecosystem, the trend inverts itself after some time. Before tackling the issue at the zone level, a normalization technique has to be applied considering the strong variation on the adoption level across the zones. The number of active members before a zone implantation is being used as a metric to normalize the monthly count data. Results at the zone level show that the normalization technique effectively standardize the adoption. Finally, data from the Quebec City market is used to compare the results observed in Montreal. Albeit the normalized adoption level is similar, some unknown factors lower the adoption level of new free-floating members. The paper ends with some proposed components in a future two-step joint model.

¹³ La contribution à l'article de Grzegorz Wielinski (rédaction, expérimentation, recherche bibliographique, etc.) est estimée à plus de 80%.

Keywords carsharing, free-floating, station-based, service adoption, user behavior

6.1 Introduction

Over the last two decades, carsharing established itself as a main component of the mobility cocktail of cities all around the world. Carsharing leads to a reduction in vehicle ownership, CO₂ emissions and parking needs. In addition, it increases mobility for those that could not access a vehicle, reduces household transportation costs, and increases modal share of transit and active modes such as cycling and walking (Millard-Ball et al., 2005). These impacts make carsharing a sustainable mode of transportation. For a long time, carsharing has been primarily set up as a station-based (SBcs) service. Since the arrival of car manufacturers like Daimler (car2go) and BMW (DriveNow), one-way schemes and in particular free-floating carsharing (FFcs) have seen a significant rise in popularity (Shaheen et al., 2015; Shaheen et al. 2016; Shaheen et al., 2018b). These one-way schemes differentiate themselves with SBcs schemes by allowing flexible one-way trips, without the need to reserve a car a priori.

With the advent of these new services, carsharing operators (CSO) like Citiz, Stat>k, book-n-drive, Mobility and Communauto begun to introduce FFcs service in addition to their existing SBcs supply. This allows members to benefit from both services, depending on their travel needs. From a member economic point of view, one-way schemes are great for short trips, while SBcs services are usually less expensive for longer rides. Free-floating vehicles can be picked up directly on the street, offering greater flexibility, while SBcs assures members access to a car for a specific period of time. Both carsharing services can thus be operated jointly because of this complementarity. On the CSO point of view, free-floating solutions may cater to a different market segment (Becker et al., 2017a; Berson et al., 2016), and thus increase its total market share.

As the carsharing market increases in size, carsharing operators need more tools and studies to plan the expansion of their services, coping with limited resources. CSOs face operational, tactic and strategic concerns like vehicle redistribution, service expansion, change in user behavior, service adoption and complementary with other modes, just to name a few. This paper aims to contribute to the body of knowledge with respect to service adoption in a context where both station-based and free-floating services are available. Since mid-2013, Communauto, the oldest

operator of carsharing in North America, proposes both types of services to its members inside the same geographic market. Based on this case study, this research looks to analyze the impacts of integrating a free-floating service to an existing station-based solution and assess the impacts on user behavior, mainly service adoption. Thus, the main research question emanates:

RQ: How does the member adoption dynamic, inside a dual-mode carsharing ecosystem, occur over time?

Such question is critical for CSOs planning to offer both carsharing services or wanting to expand their current service, as well as for transport planners willing to measure the effect of this dual-mode service on urban mobility. This question will be tackled by exposing the overall system adoption level, but also at a smaller level (expansion zone). In addition, the adoption dynamic is compared to another similar market for the spatial transferability of the discovered insights.

This paper is structured in ten parts. First, sections 6.2 to 6.4 cover the literature background, the case study and the general methodology. Then, section 6.5 proposes a new user classification. This classification is used further to accurately measure the observed adoption level. Then, section 6.6 follows by actually presenting the adoption dynamics occurred at the system level. Section 6.7 presents a normalization technique to compare the adoption count at the zone level (section 6.8) in a comparable scale. Section 6.9 compares the main results to an alternate market (Quebec City) and proposes components to a two-step joint model. A conclusion closes the paper.

6.2 Background

This section provides an overview of carsharing literature. First, some differences between the different carsharing business models are presented. Then, the adoption estimation of carsharing is being explored in a timely manner: the initial market adoption under the station-based paradigm is presented followed by the arrival of one-way schemes and finally by the integration of both types of carsharing services to create dual-mode based markets.

6.2.1 Carsharing Terminology

Station-based carsharing is the oldest and most used form of carsharing in the world, albeit free-floating carsharing gained a lot of traction since the introduction of car2go (2008) and Drive-Now (2011) (Shaheen et Cohen, 2016). Regarding differences between both carsharing types, Cohen and Kietzmann (2014) portray multiple shared mobility business models, including carsharing. Station-based services are referred as roundtrip while one-way as point to point. About Remane et al. (2016), they propose a taxonomy recouping 94 CSOs in 7 different clusters according to multiple characteristics such as value proposition, interface, service platform, organizing model and revenue model. They show that multiple service features can differentiate the same type of carsharing service between two operators; still, for simplicity reason, SBcs and FFcs services could be described this way: On the one hand, station-based restricts users by allowing only round-trips made from a network of stations. The reservation requirement ensures the member will access a specific car for a certain period. On the other hand, free-floating alleviates the round-trip constraint by relying on service areas instead of stations. Users can travel outside of the service area but are required to start and end a transaction within it. No reservation is made when using the service, albeit operators allow to secure the car ahead for a small period of time while the member reaches the car.

6.2.2 Station-Based Adoption Paradigm

Membership adoption has been evaluated on multiple dimensions. Initial insights came from empirical data from newly implemented carsharing programs from cities like Portland, San Francisco and Philadelphia (Cervero et al., 2007; Cervero and Tsai, 2004; Katzev et al., 2001; Lane, 2005). Those studies looked at the demographic of those early adopter members, but also their motivations to join a carsharing program, their usage pattern and trip purpose. A noteworthy emphasis was made on the benefits of carsharing, so a lot of those papers looked at the impact on car ownership, GHG emissions and the shift in members modal share. An initial report from Millard-Ball et al. (2005) that looked over multiple papers (and whom performed their own surveys) presented those first “carsharing success factors” based on the main demographic interested in those programs, but also on other intangible factors raised by operators to overcome entry barriers. Geographic information systems (GIS) were used by Celsor and Millard-Ball (2007) and Stillwater et al. (2009) to identify factors correlated with the success of carsharing,

mostly grouped in three categories as demographic, neighborhood and transportation characteristics. Results showed a greater emphasis on the last two groups, stating that neighborhoods with great transportation alternatives, lower car ownership and lower transit made by car have a larger correlation with carsharing success than solely demographic features. Station age is also brought up by Stillwater et al. (2009) as a factor on the adoption level which is further investigated by Grasset and Morency (2010).

Members persistency inside a carsharing service has also been seen in the literature during this period. This is the case of Costain et al. (2012) and Habib et al. (2012) which looks at the case of Toronto and Montreal. With the help of hazard models, factors affecting members decision to (dis)continue their membership have been investigated. Another take on this is looked over by Wappelhorst et al. (2013) who investigates the member loyalty for a particular service in markets where multiple carsharing organizations offer their own program. Members of multiple services have a lower observed loyalty, independent of their level of use or actual satisfaction level.

Still on a member perspective, Chatterjee et al. (2013) and De Luca and Di Pace (2014) looked deeper at motives influencing a member decision to join a carsharing program. The first study, with help from surveys and interviews, found out that significant changes in someone's life could influence their decision to reduce their car ownership, which in return carsharing organizations can fulfill the occasional need for a car. In the second study, stated preference surveys were used to look at a user propensity to join a carsharing program. As highlighted by the study, people with an initial understanding of the concept of carsharing were more prone to subscribe. This factor is important and further raised by 6t-bureau de recherche (2013): while a strong attachment for a private vehicle constitutes a major obstacle for carsharing adoption, the lack of knowledge about the service comes second.

6.2.3 Arrival of One-way Schemes

All previous studies were mainly devoted to station-based carsharing. With the increased popularity of one-way schemes in the last decade (Shaheen et al., 2018b), mostly free-floating carsharing, authors began to show interest in these new mobility options. One of the first studies came from Firnkorn and Müller (2011) which studied the environmental impacts of free-floating carsharing. From the inherent differences between free-floating and station-based carsharing, the authors stated that benefits of station-based carsharing should be carefully studied before being

transferred to one-way schemes. One interesting point of their study is the observed adoption level of the car2go service: it is estimated to be 25 times higher than the one observed from a station-based service located in the same market.

As for the case of station-based carsharing, initial empirical data from newly operated free-floating services came to light. Work from 6t-bureau de recherche (2014), Schmöller et al. (2015) and Wielinski et al. (2015) used empirical data to present insights on one-way programs. The use was shown to be different, as well as some characteristics of the interested demographic. Further research on differences amongst users were performed by (Becker et al., 2017a; Berson et al., 2016; Kopp et al., 2015) through travel surveys.

In a similar way to the research performed earlier by Celsor and Millard-Ball (2007) on station-based carsharing, work exposed by Kortum et al. (2016) looked to compare the adoption level across 34 different cities through web-based captured data (see Wielinski et al., 2018). Results showed an overall increase over time of the free-floating services, but also correlation with residential density and household size.

On actual market estimation, Kortum and Machemehl (2012) presents one of the first models based on empirical data which is from car2go based in Austin. They propose a joint model. First, a logistic regression identifies zones which are likely to host at least one member, then for each of those zones, the actual adoption level is estimated via a linear model. The main factor driving adoption is the member home location: people living inside the service area are far much more prone to join the service than otherwise. A lower household density also seemed to be correlated with the adoption level.

Adoption has also been investigated via other perspectives. The first one looks at programs integrating electric vehicles. Shaheen et al. (2016) explored the viability of an electric carsharing service inside a senior community. Results show that the limited range of electric vehicles may deter some users to subscribe to the service. The second perspective looks at the spatio-temporal dynamic inside the service area of a free-floating service. While the work of Klemmer et al. (2016) and Willing et al. (2017) estimate in a way the adoption level to find new locations for service area expansions, their focus on adoption is toward the use of the cars within the system than the actual magnitude of new subscribers.

6.2.4 Dual-Mode Setting

In recent years, different carsharing operators integrated a free-floating scheme into their station-based carsharing operations. A non-extensive list would consider Citiz with Yea! in Strasbourg, Communauto with Auto-mobile in Montreal and Quebec City, Stat>k and flow>k in Osnabrück, book-n-drive and city Flitzer in Frankfurt, CarShare Atlantic with Flex in Halifax, and mobility carsharing in Basel with Catch a Car. All those carsharing ecosystems market have integrated those dual services in their own way. Those markets differ from traditional single-mode settings because of their inner interrelation.

Researchers have also begun to look over dual-mode settings. In an empirical way, Wielinski et al. (2015) compare the behavior of the Montreal case by looking at the differences in socio-demographic, usage and behavior amongst dual-type members. They classified the users according to which service they use. Male and younger users were more prone to use the free-floating service. Trip behavior was also being found to vary according to the member type. Finally, usage characteristics as travelled distances and temporal patterns have been reported differently between both services.

Multi-agent modelling has also been used to investigate the matter. Ciari et al. (2014) evaluated multiple scenarios with one of them being the integration of a free-floating service in complement to an already established station-based model. The free-floating integration translated into multiple impacts, one of them being mutual complementary for both services with some kind of trip specialization and significant observed adoption of new members in the ecosystem.

On actual market estimation, Le Vine et al. (2014) work looks at the Greater London area. The study leverage national travel survey data and stated-choice experiment to estimate the adoption level for scenarios similar to the ones used by Ciari et al. (2014). Their estimations position the number of subscribers of one-way carsharing at nearly 4 times higher than the level observed for the station-based service.

6.2.5 Synthesis

In all, carsharing adoption has been estimated at various levels either qualitatively and quantitatively. Motives to join carsharing services, interested demographics, service adoption

according to the service usage level, actual member adoption and market estimations are all points of view covered in the literature. Those perspectives have been studied throughout various paradigm. At first station-based carsharing was the main focus in the literature, followed by one-way schemes and dual-mode settings. Although diverse, the literature on the matter still needs further research.

This paper looks to contribute to the body of knowledge on the actual understanding and estimation of member adoption in a dual-mode carsharing setting which would provide a natural continuity to previous work that only considered free-floating carsharing Kortum and Machemehl (2012). Also, contrary to work made by (Ciari et al., 2014; Le Vine et al., 2014) with agent-based simulations and stated-preference surveys, this research presents as a case study of empirical adoption level observed in a carsharing program. In addition, adoption dynamic is expressed over time in quite a precise perspective (monthly data), which is yet to be seen in the literature in a dual-mode setting. Also, market estimation in Le Vine et al. (2014) doesn't consider a temporal feature, while the programmed logic behind the behavior of agents in Ciari et al. (2014) could be further calibrated with empirical results from this paper in their dual-mode setting simulations. Finally, the paper looks to foremost understand the adoption dynamic in a dual-mode setting: grounds for a more extensive modelling effort are presented at the end of the paper and should be tackled in future research on the matter.

6.3 Case study

6.3.1 Carsharing operator

Communauto, the oldest carsharing operator in North America (1994), offers a SBcs service in Montreal since 1995. In mid-2013, this CSO introduced a new FFcs service called Auto-mobile. First, they started the FFcs service with 24 electric vehicles (EV) and a service area of 8.01 km². As they expanded the service area (SA), they increased the car fleet with mostly hybrid cars (HV) and more electric vehicles. In total, they expanded the SA on five occasions between June 2013 and February 2018. As of February 2018, about 525 hybrids and 85 electric cars are part of the Auto-mobile fleet while the SBcs service comprises over 1030 vehicles amongst over 400 stations. Figure 6.1 presents the carsharing service coverage in Montreal, while Figure 6.2 demonstrates the evolution of the FFcs service area and fleet composition.

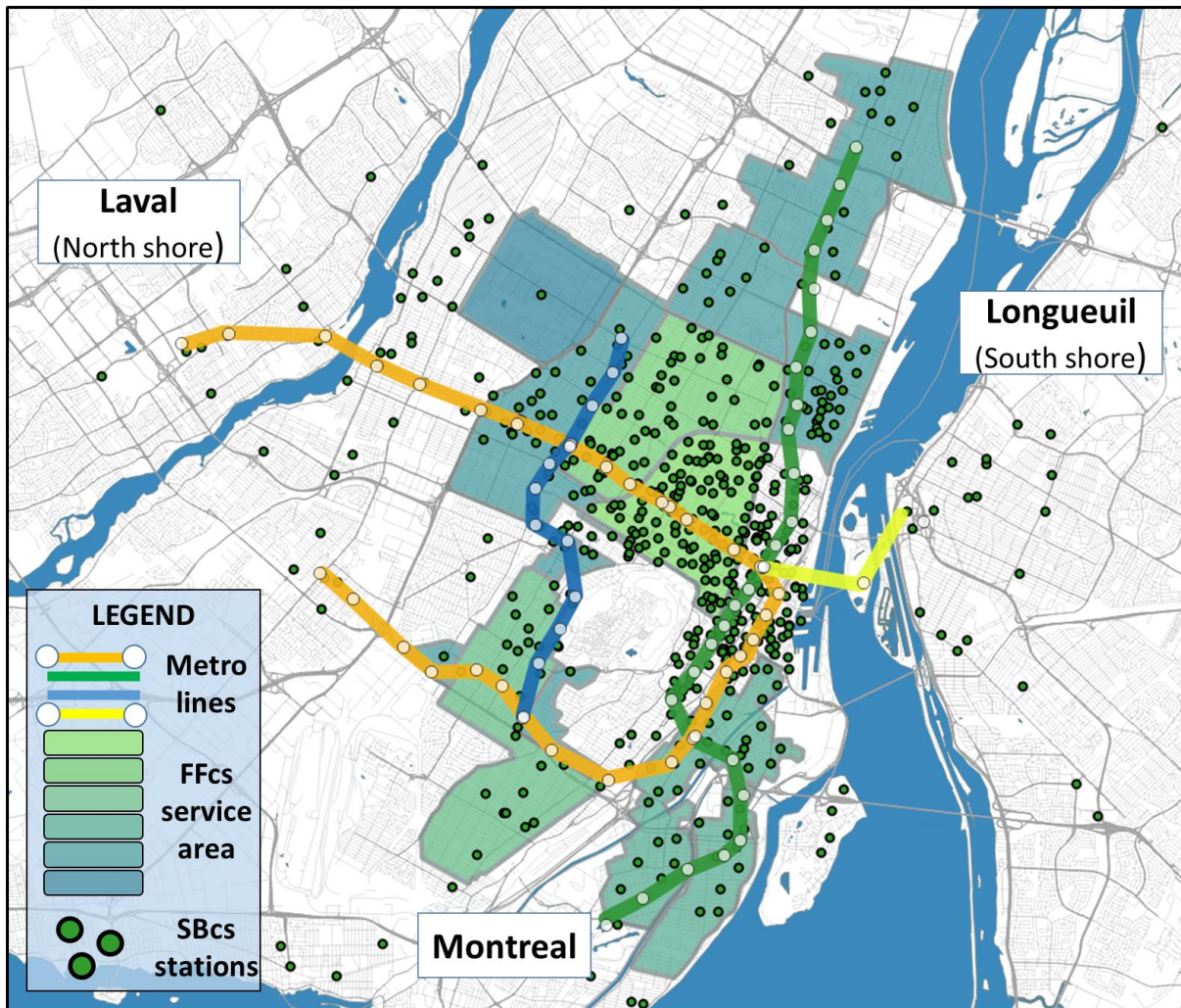


Figure 6.1 Communauto operating area for the station-based and the free-floating service in Montreal

As seen in Figure 6.1, Communauto developed its FFcs service around its existing SBcs supply. This gives members the possibility to enjoy both services. Over the years, Communauto changed its policies concerning these services. In April 2014, they started to include a consolidation in their pricing scheme: a user owning a valid SBcs package could use the FFcs service and be billed the least expensive fare between the two services (minimum of a 2-hour trip). In September 2015, they introduced a new FFcs package called *Auto-mobile Unlimited*. Like the bikesharing pricing model, members owning this package start to be billed only from the 31st minute of every trip. The pricing structure of Communauto is quite diversified. Joining the FFcs service is free of charge, while a valid subscription is needed to use the SBcs service. Usually, it is cheaper to perform longer trips with the SBcs service, while for shorter trips, the FFcs service is cheaper.

SBcs members can use the FFcs service without further administrative actions, while FFcs only members cannot use the SBcs service without subscribing to a package.

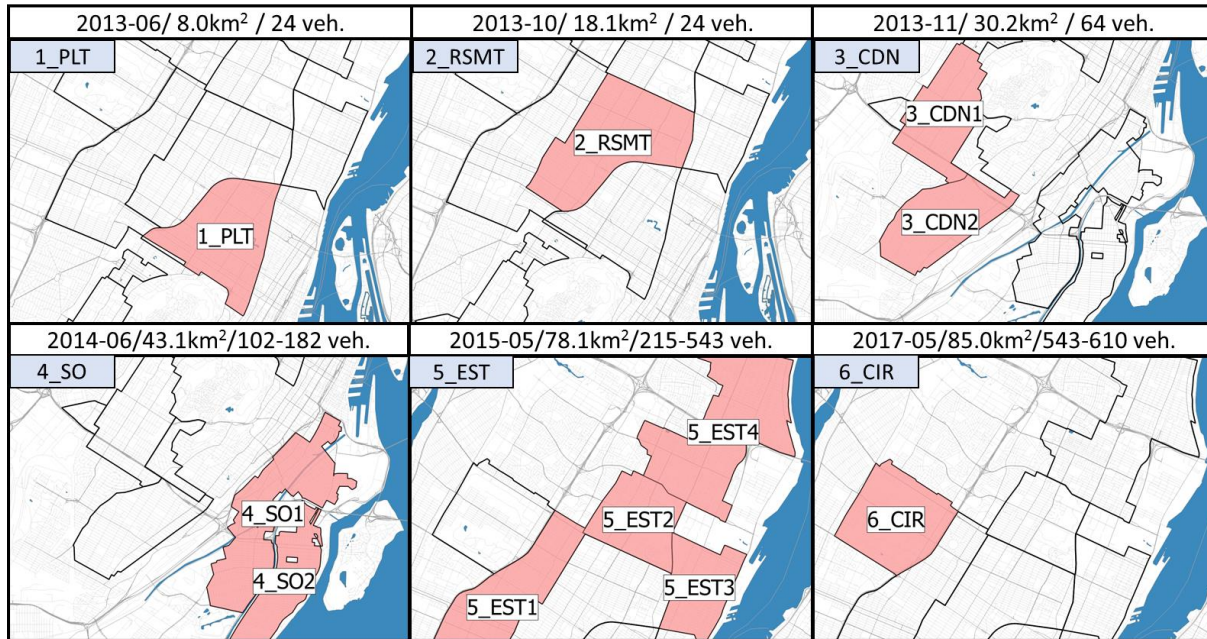


Figure 6.2 Auto-mobile (FFcs) service area evolution from June 2013 to February 2018. For each expansion, the date of introduction (YYYY-MM) / size of the SA / number of active vehicles are displayed

Zones displayed in Figure 6.2 are first split according to which expansion phase they have been part (the first number of each zone label represents this). Then, zones may be further split in smaller, more homogenous ones according to population density or important geographic features like watercourses, railways or highways. All but 6_CIR are used as study units in this paper, resulting in 10 different zones. The reason 6_CIR zone has been dismissed is that it was in operation for less than 12 months.

6.3.2 Information System

For this study, the transaction dataset of both services of Communauto has been made available (from January 2008 to February 2018). This dataset includes information on transactions timestamps (start/end), vehicles (vehicle identification, car type) and members (anonymized member id, age, gender, home location at the postal code level, package type). Standard data cleaning and feature engineering procedures are applied to the dataset. Refer to Wielinski et al.

(2017) for more details. More than 3.8 million SBcs and 1.7 million FFcs transactions were completed during this period by more than 58,000 members using 2,650 unique vehicles. A shapefile of the free-floating service area evolution has been created and spatial queries are performed with the open-source PostgreSQL's extension PostGIS.

6.4 Methodology

From the main research question, this paper mainly looks to shade light on the longitudinal adoption dynamic in a dual-mode carsharing ecosystem. Thus, the study targets operators willing to upgrade their current station-based model with a complementary free-floating model or for existing dual-mode schemes willing to expand their service to other areas and estimate the incurring adoption level.

One way to tackle the issue is by having a member perspective, where factors influencing the (dis)continuation of users' membership are explored. As in Costain et al. (2012) where survival and hazard models are used to estimate factors influence on the transition between members' state, or their persistency in the system. Another way is to have an operator perspective where instead of the member as the main unit of analysis, service features are used. In this study, the service area is used as an analysis unit. More precisely each combination of expansion zone (as listed in Figure 6.2) and time (1 month) would be treated as observations. This perspective has the advantage to consider the adoption of non-existing members of the system and also the ability to easily translate business decisions (service area expansion) into measurable metrics (adoption level).

To do it, this study looks first to present the adoption dynamic at a system level. Then, the adoption dynamic inside each zone is presented, but considering the differences in adoption magnitude between each zone, it wouldn't be fair or correct to compare those zones on an absolute count. Thus, the adoption level is normalized by a common ground: the carsharing level of activity before the implantation of the new service area. Finally, the study looks to compare the adoption level in a different market (Quebec City) with the same normalization process.

6.5 User Classification

To accurately assess the main research question, a comprehensive user classification has to be carried out. Since Communauto offers both carsharing services, members can be classified according to the service(s) they use. A single-type user would be a member using only one service, while a dual-type user would be one who used at least once both services. While service type usage has to be considered, other factors like the availability of the free-floating service and the type of subscribed package when the adoption process occurs should also play a role in the classification. Figure 6.3 presents the proposed classification:

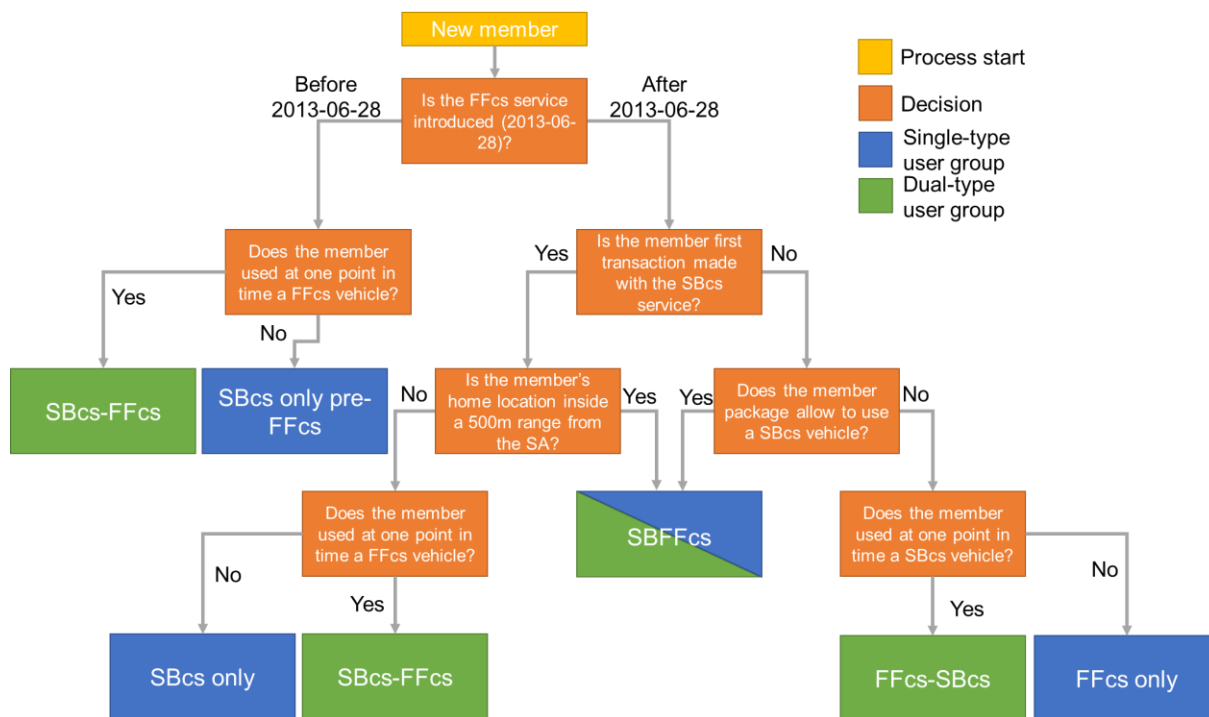


Figure 6.3 User classification decision tree in a dual-type carsharing setting

At first, the classification looks if a new user has joined Communauto before or after the FFcs service launch (June 2013). For adoption occurring after June 2013, the position of the home location of a member is used to decide if the member lived in a reasonable distance to the service area. As seen in Niels and Bogenberger (2017), vehicle proximity plays a significant factor in free-floating carsharing usage. A quick analysis of the distance between the member's home location and the service area shows that new free-floating members lived inside the service area in a proportion of 80%, while 89% lived inside a 500-meter range. This is in accordance with

Kortum and Machemehl (2012) work. For this reason, members are classified according to a 500m criterion. Finally, the subscribed package is considered.

Those three criteria (date of adoption, distance to the service area, subscribed package) with the type of service a member would first use allow to first classify the new members in four different classes:

SBcs_only_pre_FFcs: Those members represent new users that joined Communauto before the free-floating service era.

SBcs_only: Those members, albeit having joined when the free-floating service was in operation, didn't live close enough to the service area.

SBFFcs: Those members live inside or near (500 m) the FFcs service area. They own a package giving access to both the free-floating and the station-based service. Also, no other qualitative information is available (as which service primarily influenced their decision to join Communauto), so they are labelled as users of both services.

FFcs_only: Those members own only a free-floating package, thus the adoption occurred mainly for the free-floating service.

Members who afterwards use the other service (either free-floating or station-based) are then labelled as dual-type users. They can either be named *SBcs-FFcs* or *FFcs-SBcs* depending on the first and second type of service used. With this classification, the total number of new members per user group is calculated for each period (month) and also for each zone (Figure 6.2). This monthly adoption count is then used in subsequent parts of this paper.

6.6 Longitudinal Carsharing Adoption Dynamic at a Service Level

This section presents the longitudinal variability of membership adoption according to each user group. First in Figure 6.4, the total adoption count is presented at the entire service area level, with the y-axis represents the actual observed values (normalized between 0 and 1 for confidentiality purposes).

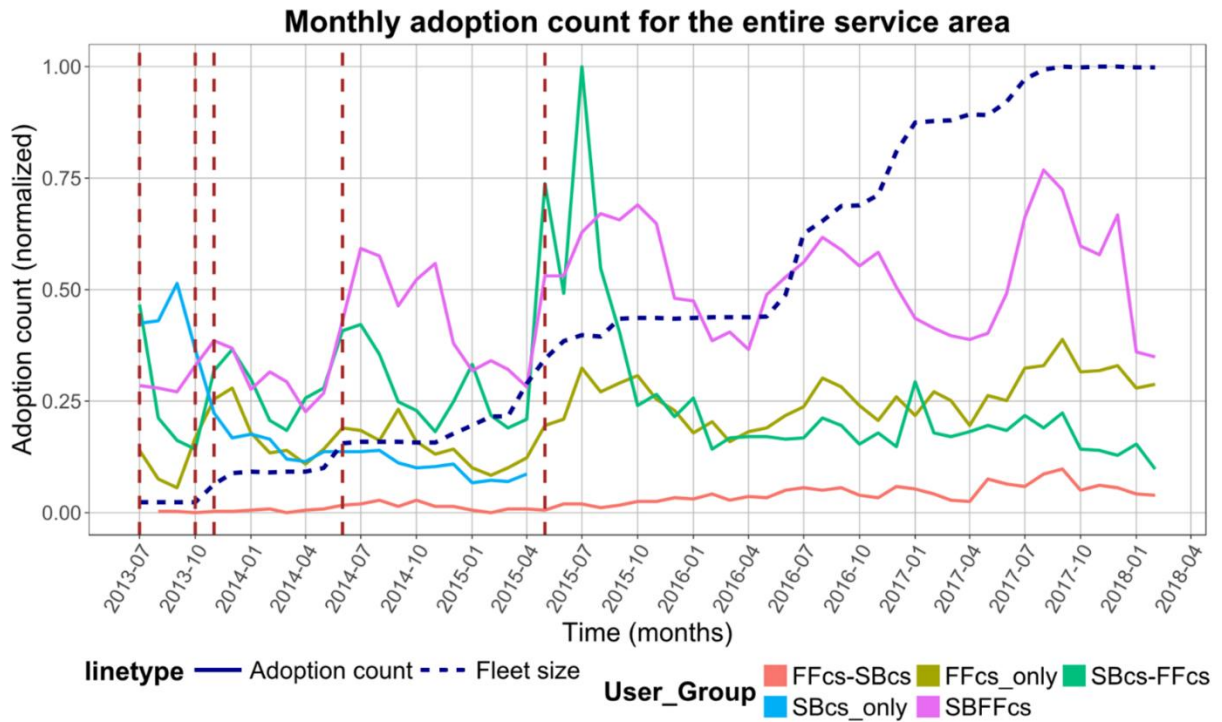


Figure 6.4 Monthly adoption per user group for the whole service (vertical dashed lines represent service expansion; the dots represent the vehicle fleet size)

The chart ranges from July 2013 to February 2018. Vertical dashed lines indicate the introduction of a new zone for the FFcs service. Only adoption that occurred inside the 10 studied zones is accounted.

SBcs_only members are members living outside the service area (>500 meters) at the time of the adoption event. Their number greatly reduces as the service area grows in size before vanishing at the fifth expansion (the last studied expansion phase, which would cover the entire study area, thus the elimination of *SBcs_only* members). About *SBFFcs* members, those personify new members living inside the service area (≤ 500 meters) who have packages giving them access to both the station-based and the free-floating service. The adoption is quite seasonal, rising in the summer period. Apart the cyclical part, a positive trend is observed in the first two years, directly related to the expansion of the service; by the classification specifications, a greater service area size means more *SBFFcs* members and less *SBcs_only* ones.

About adoption related more specifically to the free-floating service, *FFcs_only* members, who only have access to the free-floating service, also see seasonality similar to the previous group.

The trend is split in two parts, before and after the fifth expansion. Prior to this expansion, the trend is quite constant over time, but the 5th expansion significantly boosted the total adoption for this group. Since then, the trend is slightly positive. For all new members that never subscribed to Communauto, *FFcs_only* adoption represented 28.7% of all new member adoption that occurred inside the service area coverage (61.7% for *SBFFcs* & 9.5% for *SBcs_only*).

For existing station-based members that converted to the free-floating service (*SBcs-FFcs*), the conversion rate is higher than the adoption rate of new free-floating members, at least up to the fourth quarter of 2015. Before the 5th expansion, *SBcs-FFcs* conversion rate has been higher by 58.7% than the *FFcs_only* adoption. While new members must go through an administrative process to use Communauto carsharing fleet, existing SBcs members have a significant lower burden to use the FFcs service, thus leading to the higher conversion rate. Another factor that encourages the use of the free-floating service by SBcs members is the introduction of the pricing parity. This practice has been introduced over the second quarter of 2014 and allows members having a valid station-based package to pay the same rates for longer trips with a free-floating vehicle. This is greatly useful for situations where a nearby station is full (the member can switch to a free-floating vehicle and expect to pay the same rate). In addition, for each expansion phase, the *SBcs to FFcs* conversion rate spikes, with the most significant one at the 5th expansion.

For the second conversion rate (*FFcs-SBcs*), it is way lower than the other three rates. For the first two years, the conversion rate was somewhat marginal (9.2% of conversion rate from all new *FFcs_only* members). In the examined context, going from the FFcs to SBcs services requires the member to subscribe to the SBcs service and pay a membership fee. Consequently, the conversion rate for *FFcs-SBcs* users is significantly lower than for *SBcs-FFcs* users. In addition, to be considered as a *FFcs-SBcs* member, a user must have joined *Auto-mobile* and then afterwards adopt a SBcs package. Because there would be a buffer period before a member decides to also join the station-based service, the FFcs to SBcs conversion rate would inevitably be lower at the beginning of the free-floating service. Following the 5th expansion, the conversion rate steadily increased and for the whole period of study the rate grew to 15.8%. This rate has to be considered a lower bound: because the scope of the project limits to data up to early 2018, multiple open-ended observations are still present in the system (*FFcs_only* members that still could potentially convert to a *FFcs-SBcs* status).

6.7 Adoption Normalization

As stated previously, the adoption in each zone is expected to be of different magnitudes simply according to the general carsharing activity level inside each zone. Thus, it wouldn't be fair to compare each zone on an absolute basis. To overcome this challenge, a common ground to normalize the adoption rate as to be found. Four different metrics based on two categories were tested:

- Member related metric:**
- Number of active members in the new planned zone before its inauguration.
- Usage related metrics:**
- Aggregated total station-based trip distances originated from the new planned zone before its inauguration.
 - Aggregated total station-based trip lengths originated from the new planned zone before its inauguration.
 - Aggregated total number of station-based trips originated from the new planned zone before its inauguration.

Those metrics were used because easily available for a carsharing operator, but also because the hypothesis considered is that the general carsharing level prior to the inauguration of a zone is expected to drive the magnitude of adoption. Thus, for each zone all metrics have been calculated considering multiple temporal horizons (1 to 12 months). Correlation coefficients have been calculated with those combinations of metric and temporal horizon with the actual adoption count observed each month. Results are presented in Table 6.1:

Table 6.1 Correlation between the monthly adoption count in each zone and the calculated metrics

Metric \ User group	SBFFcs	FFcs_only	SBcs-FFcs	FFcs-SBcs
Correlation mean	0.896	0.830	0.578	0.656
Correlation std. dev.	0.009	0.011	0.006	0.011

The presented values demonstrate a strong relationship between the calculated metrics and the actual observed adoption counts. The relation is stronger for the adoption of new members (*SBFFcs* & *FFcs_only* members) compared to existing members that convert to a dual-type status (*SBcs-FFcs* & *FFcs-SBcs*). Also, the standard deviation for all user groups is fairly low compared to the mean, this may indicate a low variability between the proposed metrics. When investigating further to find the best combination of metric and temporal horizon, results demonstrated that the number of active members inside a zone prior to the zone inauguration showed a better fit. On the temporal horizon, results weren't that clear simply because of the lower sample size. In all, a temporal horizon of 6 months prior to each zone inauguration has been considered when calculating the chosen metric.

The chosen metric will be used as a means to normalize the monthly adoption count in each zone in the next section. This would assure a better comparison between each zone, but it would also benefit by not divulging the absolute adoption numbers which is a sensitive information to share. The normalization will also act as a way to standardize the adoption level for other operators willing to estimate the adoption count.

6.8 Longitudinal Carsharing Adoption Dynamic at the Zone Level

About Figure 6.5, it presents the same adoption level, as seen in Figure 6.4, but this time for each zone and user group. As stated previously, to accurately compare each zone, the adoption count as been normalized with the number of active members prior up to 6 months before the zone inauguration. This means that each shown value represents how many new member adoption occurred per 1000 active members. It should be noted that the y-axis scales are different for each user group to better visualize the data, although the comparison between each user group is not the goal of this representation.

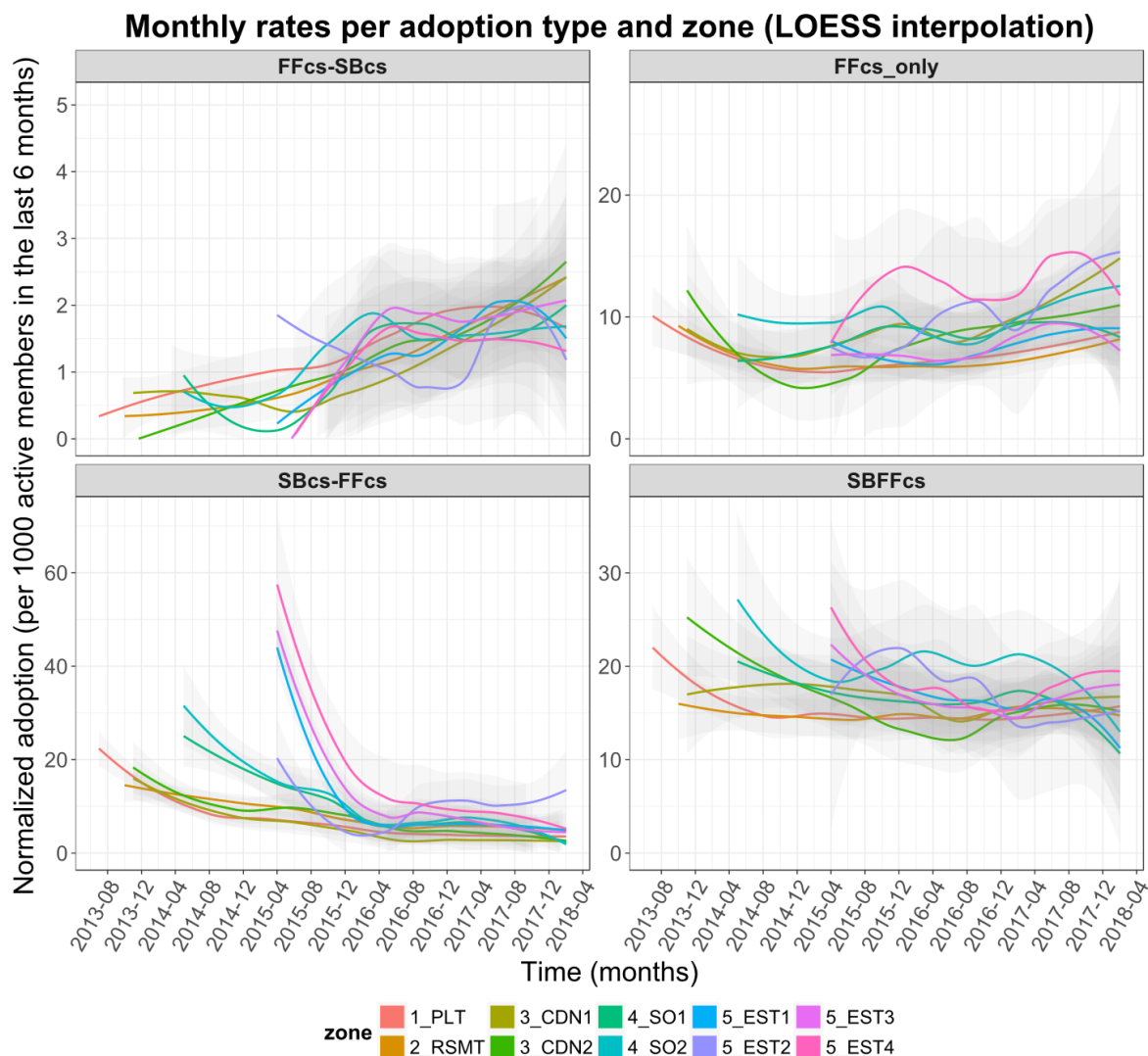


Figure 6.5 Monthly rates per adoption type and zone (LOESS interpolation)

LOESS interpolation has been conducted on the time series to have a clearer representation of the underlying trends. First, we observe a similar scale amongst the zones for each user adoption group. This increases the confidence in using select metric to normalize and estimate the demand for adoption for each zone.

On *SBcs-FFcs* conversion, we observed earlier that a significant increase in conversion occurred when a new expansion zone opened. The zone desegregation allows to see that a zone peak in conversion occurred in the first few months of a zone lifespan. The only exception occurs when the 5th expansion opens up; it seemed to have affected all the zones of the service area also (not clearly seen in Figure 6.5. but the real desegregate data shows evidence about it).

Also, Figure 6.5 shows the clear positive trend for the *FFcs-SBcs* conversion, but it remains still marginal. About *FFcs_only*, a slight positive trend is observed in the last periods of the study length. Finally, *SBFFcs* group seems to also have a slight boost in adoption in the first periods of a zone opening.

The normalization of the adoption count via the proposed metric would also act as a way to estimate the membership of new type of members in the system. Table 6.2 presents the average weighted monthly values for all zones per user group and per expansion phase.

Table 6.2 Mean weighted normalized monthly adoption ratio per user group (per 1000 active members in the last 6 months prior to a zone opening)

Expansion phase	From	To	Obs. count	SBFFcs (per 1000)	SBcs-FFcs (per 1000)	FFcs_only (per 1000)	FFcs-SBcs (per 1000)
1 & 2	2013-07	2013-10	5	23.9 ± 1.2	19.8 ± 11.7	8.2 ± 2.6	0.4 ± 0.4
3	2013-11	2014-05	24	13.4 ± 4.3	12.4 ± 5.0	8.4 ± 3.9	0.4 ± 0.5
4	2014-06	2015-03	76	15.9 ± 5.7	11.0 ± 9.1	5.5 ± 2.6	0.7 ± 0.7
5	2015-04	2017-03	250	15.7 ± 4.9	8.1 ± 7.7	7.4 ± 3.4	1.3 ± 1.1
6	2017-04	2018-02	90	17.0 ± 6.0	4.8 ± 2.6	9.5 ± 3.9	2.0 ± 1.3

The values are weighted by the baseline size of each zone. On interpretation, based on the results of the expansion phases 1 and 2, the monthly expected new *FFcs_only* members per 1000 active members (recorded in the last 6 months prior to a zone opening) would be approximately 8 new members.

6.9 Quebec City market comparison

6.9.1 Model formulation

This section looks to compare the adoption level presented earlier with a different market, the Quebec City one. This market is similar to Montreal, albeit smaller in size (55 free-floating vehicles as of early 2018). Both of them are owned by Communauto and they feature a long-established station-based service and a newly integrated free-floating one. Communauto introduced the *FFcs* service in Quebec City in the summer of 2015, two years after the

inauguration in Montreal. Because no additional expansion occurred in the Quebec City market, no distinction is being made at the zone level.

The inherent strategy is to use the calculated metric presented in section 6.7 and fit it as a dependent variable in a linear model where the monthly count data of all observed adoptions that occurred in the Montreal market is used as an independent variable. The actual forecasts have been calculated based on the following model formulations:

$$\hat{A}_{Qc,SBFFcs,p} = M_{Qc,Activ_mbrs,m6} * 0.0154119 \quad (6.1)$$

$$\hat{A}_{Qc,FFcs_only,p} = M_{Qc,Activ_mbrs,m6} * 0.0069675 \quad (6.2)$$

$$\hat{A}_{Qc,SBcs-FFcs,p} = M_{Qc,Activ_mbrs,m6} * 0.0080016 \quad (6.3)$$

$$\hat{A}_{Qc,FFcs-SBcs,p} = M_{Qc,Activ_mbrs,m6} * 0.00123143 \quad (6.4)$$

where \hat{A} represents the estimated monthly adoption count for the Quebec City market (Qc), for each user type ($SBFFcs$, $FFcs_only$, $SBcs-FFcs$, $FFcs-SBcs$), and for each period (p); M represents the calculated metric, which in this case is the number of active members ($active_mbrs$) 6 months ($m6$) prior to the zone inauguration. The coefficients are the one resulting of the model fit. Forecasts intervals (95% confidence) and the actual observed adoption count across 33 periods are presented in Figure 6.6:

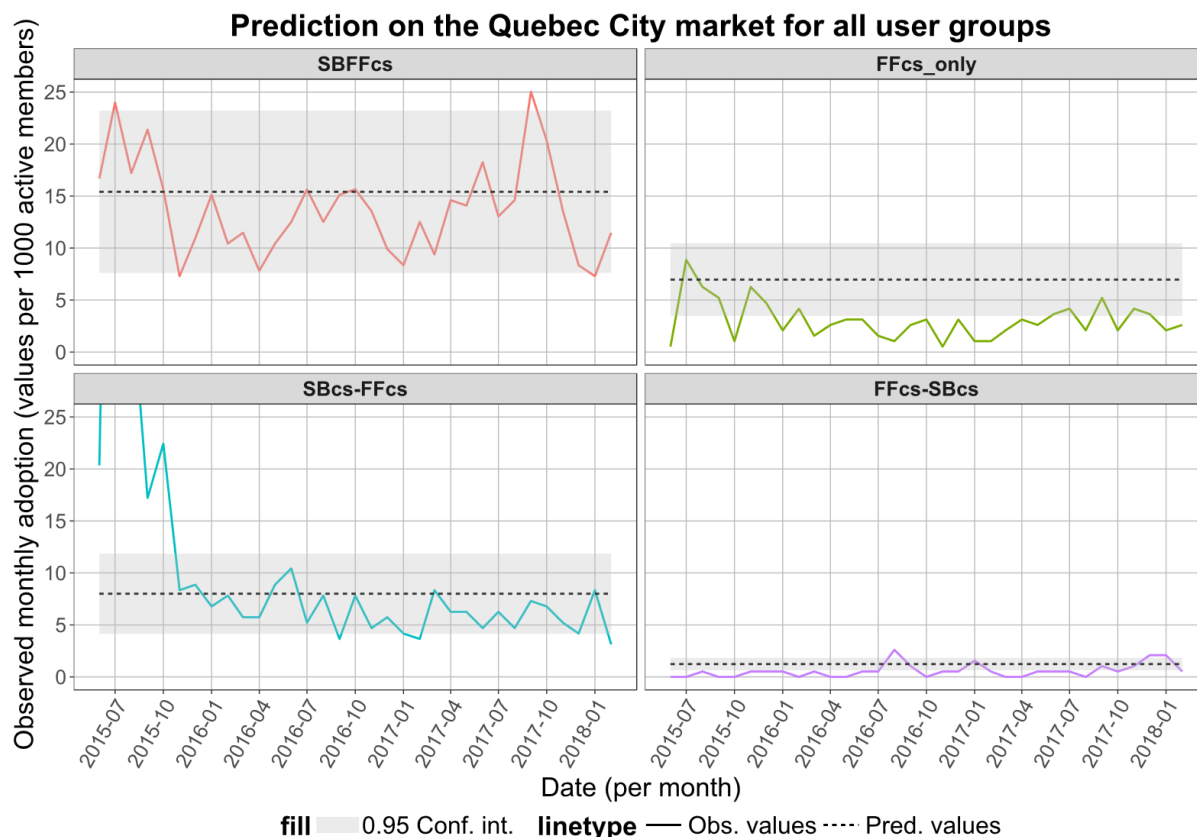


Figure 6.6 Monthly adoption for the Quebec City market with forecasts based on the Montreal market (the value of the SBcs-FFcs group is truncated at 2015-07 for 96.0)

6.9.2 Results

Results show in general a similar adoption level for both markets, considering the mean predicted values fitted on the Montreal market data.

For *SBFFcs* users, the actual observed values are around the mean predicted value, with some periods being higher and other lower. The mean percentage error (MPE) of this group is at 10.7%, the lowest of all.

For *FFcs_only* members, the model overestimated the adoption after the first few months following the program implantation. This constant overestimation puts the MPE at the highest level amongst all user type at 56.0%.

SBcs-FFcs features the initial boost in demand found earlier when a new zone is open. The initial increase is 12 times superior to the mean value. MPE is found to be at -40.1%, but if the first 5

months worth of observations (until the demand stabilize itself) are not taken in account, the MPE range at 21.1%.

For new *FFcs-SBcs* members, the adoption is slightly lower than expected, or at least compared to the Montreal case. On average, the MPE is at 52.5%. This can be explained by a lower adoption of *FFcs_only* members which would translate in a lower *FFcs-SBcs* absolute count. On a relative perspective, 19,3% of all new *FFcs_only* members converted to as a *FFcs-SBcs* member type. This is somewhat higher than the one calculated for the Montreal market (15.8%), considering the program has been in operation for two years less than the Montreal one.

6.9.3 Model Discussion

While the initial constant model formulated in this section looks foremost to compare the adoption level between both Communauto programs, insights gained in this paper would allow to develop a more suited model to estimate the adoption level. Table 6.3 presents an overview of pertinent new variables and components to add to the models to increase the prediction accuracy based on findings on the current study.

Table 6.3 New Potential Components for Model Adjustment

Category	Component	Est. sig.	Notes
Time series	ARMA	***	Autoregressive and moving average terms can be effective to model fluctuations and autocorrelations over time.
	Seasonality / period of the year	***	Adoption is shown to have some cyclical component.
	Trend / service longevity	**	While most zone time series were mostly stationary, a trend component may be present either due to the learning curve associate with a new service or the fact that the observed phenomenon takes initially more time to occur.
Survival models	Conversion adoption	***	The conversion process may be more suited for survival and hazard models. Results from the Quebec City market showed that even if the forecasted adoption level of <i>FFcs-SBcs</i> members is lower than expected in absolute count, the actual adoption is higher in relative terms. The conversion process is dependent on the adoption of single-type users.
User groups	Zone opening	***	An important increase in adoption is observed in the first few months for certain user groups when opening a new zone.
Metric	Metric refinement	**	The calculated metric (active members) can be split further based on socio-demographic factors as age and gender to better reflect differences between station-based and free-floating user base.
Service	Fleet density	**	The relation between supply and demand has to be correlated. The elasticity of this relation is yet to be fully assessed.
	Policies and overall attractiveness	*	Policies like pricing parity may offer a strong incentive to adopt a service. Also, overall pricing structure, technological features and other components that may alter the adoption in a market.
Spatial	Proximity to the service area	**	While the adoption outside the zone opening has not been fully investigated, zones close to free-floating carsharing activity may be subject to some adoption.
	Spatial configuration	**	The way the service area is structured may influence membership adoption. Also, how the spatial integration between both the station-based and the free-floating service may strongly affect the user conversion.
Carsharing	Carsharing maturity and awareness in the market	*	The overall maturity of the station-based service (if it exists before the free-floating implantation) may affect the overall adoption. Also, the general awareness for carsharing in the market may contribute to it.

Table 6.3 estimated significance (est. sig.) should not be perceived as an absolute classification but rather an estimated based on the study results, their estimated effect on the model performance and the difficulty to model the variable accurately. Proposed components are also restricted to data a CSO may have access to their own organization. Time series components are important in the modelling effort due to the correlation between observations. User groups related may incorporate results from this study. Service components are logical influencers on member

adoption. As observed in the Quebec City market, the adoption level of *FFcs_only* members is lower than the one measured in Montreal (all proportions considered). This has to be influenced by some factor. Also, spatial features are important due to the impact of the service configuration on demand. Further, carsharing awareness and market maturity present more of an overall indicator, but a one that should be taken in consideration when forecasting demand.

In all, considering the correlation between the adoption level of dual-type and single-type users, it may be more natural to consider a two-step joint model. As a first step, a time series model incorporating previously mentioned components would capture the adoption level of single-type members. Then, based on the pool of available single-type users, hazard-based models would be used to actually forecast the adoption of dual-type members. This would ensure that the estimated adoption level would be based on the actual number of prone members.

6.10 Conclusion

This paper looks to explore the inherent adoption dynamic in a dual-type carsharing setting; both the station-based and the free-floating solutions are integrated. The body of knowledge shows work on carsharing adoption has been exposed through various dimensions and through different paradigms. This study looks to assess the adoption level from a perspective where new members in the system and those who convert to both services are measured in a longitudinal way. Also, the operator perspective allows to disaggregate adoption to the zone level and to translate a strategic decision to open up new service areas into observed adoption counts.

To do so, the use case of Communauto's carsharing ecosystem in Montreal is first investigated. At first (section 6.5), a user classification decision tree is created to correctly classify new users; free-floating service availability and proximity, subscribed package, and the type of used service were identified as key components of this classification. Then in section 6.6, the observed adoption at the service level over time and for each user type is described. This perspective allows to see the adoption dynamic when new expansion zones are integrated to the service area. Conversion of existing SBcs members to *SBcs-FFcs* is higher than the adoption of new *FFcs_only* members at first, but as time goes on, the relation is inverted. Also, significant spikes in adoption occurred when a zone is open, mostly for *SBcs-FFcs* members. While *FFcs-SBcs* conversion is somewhat marginal at the beginning of a new free-floating service lifespan, a slow

but positive trend is observed for those users afterwards. A CSO can expect, after some time and based on this case study, that over 15.8% of all new *FFcs_only* members would convert and subscribe to the station-based service.

Before comparing results to the zone level, a normalization exercise has been carried out (section 6.7). This normalization insures that the comparison could be made on the same level considering the differences in adoption between all zones. The number of active members 6 months prior to the zone inauguration has been chosen. When disaggregating the results per zone (section 6.8), the metric chosen earlier is shown to be a good way to normalize the adoption across multiple zones.

Section 6.9 compares results of another market (Quebec City) to the one in Montreal. The proposed normalization in section 7 is used as an independent variable in a constant mean linear model. Results show a lower overall adoption for the Quebec City market for *FFcs_only* users. Thus, some inherent characteristics of this market affects the adoption level for this user class that are still unknown. While from now on, Table 6.2 presents adoption results that one operator could base itself to estimate the adoption level, significant effort is still to be made on a future adoption model. Considering factors presented in Table 6.3, a two-step joint model where time series and hazard models are integrated to forecast adoption for single-type and dual-type users respectively is proposed.

6.11 Acknowledgments

This work was possible thanks to the support and collaboration of Communauto. The research project is also funded by the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC RDCPJ # 474642-14).

CHAPITRE 7 ARTICLE 4: EXPLORING SERVICE USAGE AND ACTIVITY SPACE EVOLUTION IN A FREE-FLOATING CARSHARING SERVICE

Rédigé par:

Grzegorz Wielinski¹⁴, Martin Trépanier et Catherine Morency

Accepté pour publication en 2019 dans:

Transportation Research Record

Abstract

This paper proposes to empirically investigate the members' behaviors over time in a free-floating carsharing system. With a continuously evolving service in terms of service area and fleet size, member usage intensity and activity space are explored with passive data streams. Members are labelled according to their usage intensity for various periods of analysis. Results show an increase in higher usage intensity classes and a change in demographic composition of new members adopting the service over time: new members are younger and a parity between both genders is reached. Activity space investigation shows that members perform a fair share of their trips to return home and that ultra-frequency members seem to perform a substantial number of symmetric trips meaning they are more inclined to use free-floating cars for commute-like trips. Interaction with the metro network is also investigated with a proportion of members using free-floating carsharing to access stations. When looking at the activity space formed by members' trip ends, users seem to constantly discover new portions of the service area. Multiple clusters of activity locations are determined for each member, with a recurrence level showing a fair amount of variability amongst members.

¹⁴ La contribution à l'article de Grzegorz Wielinski (rédaction, expérimentation, recherche bibliographique, etc.) est estimée à plus de 80%.

Key words:

Free-floating carsharing, user behavior, spatial analysis, longitudinal analysis, passive data streams

7.1 Introduction

Free-floating carsharing (FFCs) changed the carsharing market with the introduction of large-scale carsharing schemes by car manufactures like Daimler and BMW in 2008 and 2011. In recent years, the growth of one-way schemes has been substantial (Shaheen et al., 2018a). FFCs, over its counterpart station-based carsharing (SBcs), offers more flexibility to its members since there are no stations and it is possible to perform one-way trips. While this added opportunity may offer new trip opportunities to its users, the inherent nature of free-floating carsharing may not assure vehicle availability or a free parking at the destination (Shaheen et al. 2015).

Communauto, the oldest carsharing operator in North America (since 1994), provides, since 2013, a free-floating solution to its already established station-based service in Montreal's market. At first with a service area of 8 km² and 24 electric vehicles, the service expanded several times to reach 104 km² and 605 vehicles. This dual-mode market provides great complementary to members for their carsharing usage. Now ending its fifth year of operation, the evolution of the free-floating service (service area, fleet density) could trigger changes in the way members use the service.

This paper main research objective is to empirically investigate the service usage and activity space evolution in a longitudinal way. To do so, transactional data from the carsharing operator, Communauto, is used to evaluate various indicators for various types of users and time periods. While the literature may be quite diverse, it still lacks empirical examples on users' behaviors in free-floating services. For this reason, this paper looks to explore members' behavior at two levels: 1) at the service usage intensity level, and 2) at the activity space level.

The paper structure is as follows: the background (section 7.2) presents a broad overview of carsharing studies covering member behaviors, then the case study is presented, namely the Montreal service evolution, the datasets and the study design (section 7.3). Service usage intensity is afterwards presented (section 7.4) followed by an analysis of user behaviors in regard to activity spaces (section 7.5). Concluding remarks close the paper (section 7.7).

7.2 Background

Carsharing in North America has been labeled as in a commercial mainstreaming phase from the late-2000s after its initial niche status (market entry) from the start of the 90s (Shaheen et al., 2009). Albeit station-based carsharing occupies most of the global market share, one-way carsharing has important markets in places like Europe, where nearly two thirds of all members are in one-way services (Shaheen et al., 2018a). Also, some markets already feature both the station-based and the free-floating services as in Strasbourg, Montreal, Quebec City, Halifax, Basel, Osnabrück and Frankfurt.

Both forms of carsharing provide complementary benefits to their users. While station-based carsharing allows members to perform essentially round trips, free-floating carsharing grant opportunities to perform one-way trips without being constrained to the network of stations. The free-floating nature of the service brings a spatio-temporal vehicle imbalance which the operator and members have to deal with, but it also limits the ability to reserve the vehicle for a planned trip (a vehicle can be locked for no more than 30 minutes in the Communauto case) and requires to find a parking spot at the destination (Shaheen et al., 2015).

The carsharing literature on user behaviors covers various perspectives. While free-floating carsharing is more novel than the traditional station-based form, some researches are done to better understand this new system dynamic and to adapt previous findings from SBcs research to FFc context. A significant part of this effort has been made to cover environmental impacts of free-floating carsharing. While the scientific community agreed on various benefits of station-based carsharing as its ability to reduce vehicle ownership, GHG emissions and vehicle miles traveled, alleviate congestion and reduce pressure on cities' parking needs, favouring more diverse modal shares including transit among members (Klincevicus, Morency et Trépanier, 2014; Martin et Shaheen, 2011a; Martin et al., 2010; Millard-Ball et al., 2005; Sioui et al., 2013); the same statement is not easily transposable to FFcs (Firnkorn et Müller, 2011). While reports of car2go services have stated a potential decrease in public transit use following a FFcs service implantation (Martin et Shaheen, 2016; Seattle Department of Transportation, 2014), those results are based on survey data.

On a passive data stream approach, the complementarity of FFcs with public transit has been looked over by Wang et al. (2017). This study leverages a web-captured dataset of trips' ends of

Seattle's operator car2go. By estimating potential public transit travel times and costs of similar recorded carsharing trips, authors conclude that free-floating carsharing is not overly used in situations where the member would perceive significant time savings trip ends are not more represented in locations where trips made by public transit would incur a significantly longer travel time. This is in opposition to results of Becker et al. (2017b) which state that FFcs may be used primarily for discretionary trips and to bridge the gaps of public transit. Other studies based on travel surveys look at the member mobility profile, furthermore, between station-based and free-floating members (Becker et al., 2017a; Berson et al., 2016; Kopp et al., 2015).

Relocation of one-way carsharing car fleet is also a broad area of research. While users or operator-based relocation strategies have been introduced (Jorge et Correia, 2013; Weikl et Bogenberger, 2013) and explored (Schulte et Voß, 2015), other studies focused on leveraging various forms of passive data streams to better understand the spatio-temporal dynamics of car usage. Due to its recentness, empirical use cases still need to be investigated (Becker et al., 2017b). The use of points of interest (POI) is a popular method to predict carsharing demand at an aggregate level. Studies as Klemmer et al. (2016), Wagner et al. (2016) and Willing et al. (2017) take this approach with the use of various models and density methods. One goal aside the understanding of the spatio-temporal dynamics of the service is the ability to predict the demand in new business areas, considering the model goodness-of-fit. Becker et al. (2017b) takes a similar approach but uses land-use features instead of POI, combined with an additional travel survey dataset. This approach led to a better holistic representation of the carsharing use, something passive data streams may not be able to fulfill. Aside from density-based analysis, spatio-temporal clustering is performed by Schmöller et al. (2015). This leads to specific usage insights on their use case.

Other researches on user behaviors make use of passive data streams to explore behaviors at the member-level. Members are the main unit of analysis for Morency, Trepanier et Agard (2011). Clustering techniques are applied according to various metrics. One insight shown by the authors is the dichotomic composition of members: a small portion of members make a significant portion of the recorded trips. Users are labeled as high-frequency and low-frequency members. The inherent decision of a carsharing member to continue or not its membership is explored by Habib et al. (2012). Authors develop a joint model where a discrete time hazard model is initially used to forecast membership duration, then for each month the decision to be active or not is

modeled by a binomial probit model. Finally, if a member is deemed to be active for a particular month, the level of usage is predicted with an ordered probit model. Communauto case study has again been explored by Leclerc et al. (2013) with the leverage of GPS data to explore members' use with a station-based vehicle, more specifically on the trip-chain level. Results show that members maximize their shared-vehicle use with higher proportion of their trips in travel and more frequent but shorter trips than the general population. Early reports of free-floating empirical results came from Schmöller et al. (2015) and Wielinski et al. (2015). While the former look at the Munich and Berlin case, the latter compare the use of station-based and free-floating users in the same market. Results showed differences in socio-demographic (male, younger) and significantly different trip length. Early survey results showed that nearly a quarter of reported free-floating trips may be made in lieu of public transit. The impact of the use of electric vehicles in FFcs was evaluated by Wielinski et al. (2017b). While reports show that the propensity to make a trip with an electric vehicle drops after a distance threshold (24 km), activity space of these vehicles were also less spread than those of conventional cars. Finally, web-captured origin-destination and GPS data were used by Wielinski et al. (2018) to explore initial trip type distribution made in a free-floating service. While web-captured data showed some similarities with results from proprietary GPS data, the lack of richness made this data source limited in its capabilities, especially for more complex trip types identification as symmetric and commuting trips.

While not exhaustive, the literature review showed that user behaviors can be tackled on different aspects and with different data sources. One aspect stays: additional empirical use cases of free-floating carsharing usage are necessary. While not perfect, the passive data streams used in this paper intend to contribute to the body of knowledge by presenting evidence on member FFcs use and carrying analyses by considering the member usage in a longitudinal way, something many studies could not address. Multi-agent modeling practitioners may particularly benefit from the empirical findings of this that can help calibrate their model, but also carsharing operators and urban planners that will gain a better understanding of the service dynamics.

7.3 Case study

Communauto expanded the service 7 times since its introduction in mid-2013. At first, the service was implemented in the central part of the island with 24 electric vehicles. Then, after 3

and 4 months of operation, it was expanded to other boroughs with mostly hybrid vehicles. The fifth expansion (nearly two years after the initial inauguration) of the service brought the most significant increase in terms of service area and car fleet. In fact, the service area grew by 81% and the car fleet size went from 182 cars to more than 530. By the 7th expansion, the car fleet amounts to more than 605 vehicles and the service area covers 104 km². Figure 7.1 presents the carsharing service area evolution and interaction with the station-based features and the subway system.

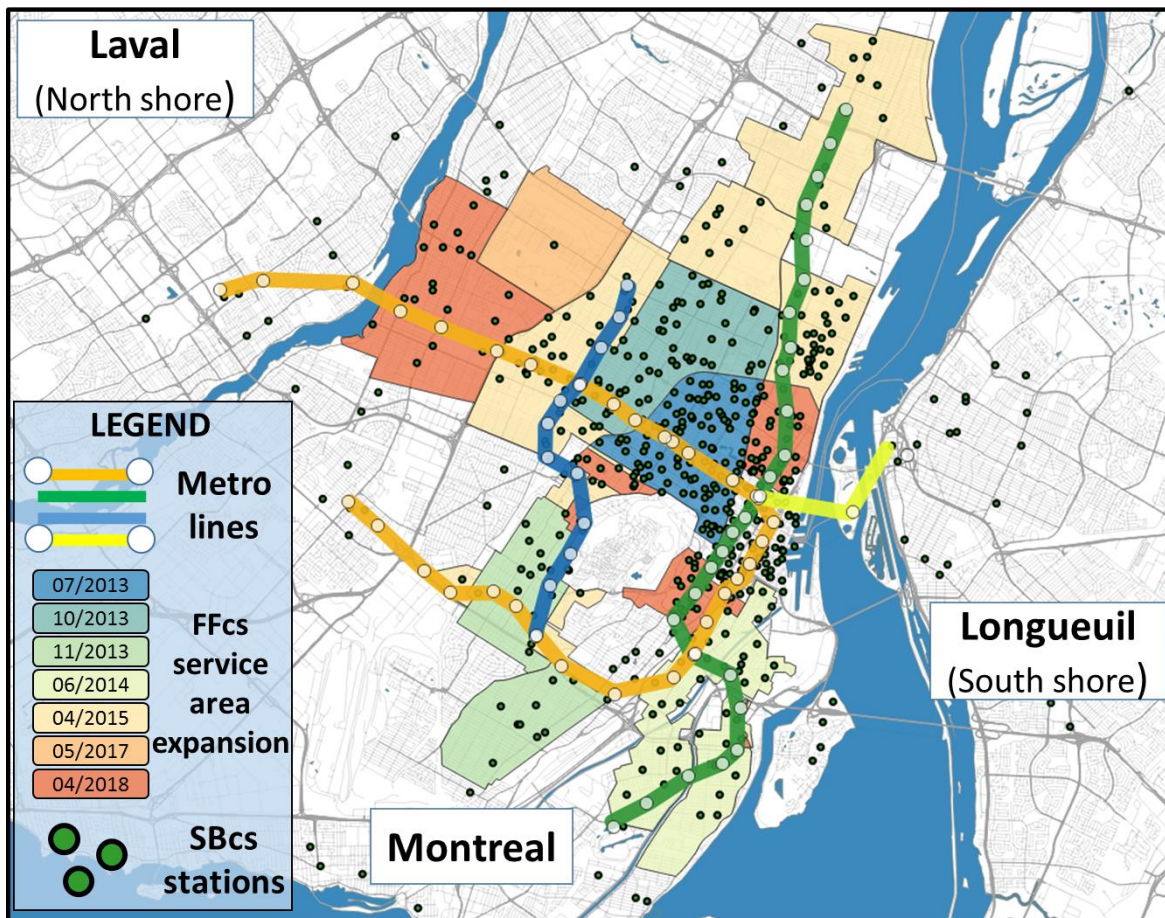


Figure 7.1 Montreal's market carsharing supply (Communauto only)

Communauto free-floating service distinguishes itself from other free-floating solutions by its integration with the station-based service. FFcs only members can subscribe for free but cannot access station-based vehicles and benefit from preferential rates. Usually, the rates structure promotes longer trips for the station-based service, while the free-floating solution is more designed for shorter trips. Within a dual-mode ecosystem, Communauto members with a valid

station-based package can directly access free-floating vehicles. Another specificity of this setting is the pricing parity: members with a station-based package can use free-floating vehicles at the same rate as a station-based car, but only for longer rides (the threshold changed over time). This allows members to use FFcs vehicles when, for example, all SBcs vehicles are used in their vicinity. Finally, in September 2015 Communauto launched the “Communauto Unlimited” monthly package. This package allows members, as a typical bikesharing pricing structure, to perform an unlimited number of trips as long as the trips are shorter than 30 minutes.

Members have also access to an extended network of bus and metro stations inside the service area, a bikesharing program, taxi and ride-hailing coverage albeit still in a pilot project.

7.4 Methodology

Three main datasets were used in the study: a transactional dataset for both carsharing services (user id, vehicle id, start/end timestamps, trip distance, service id), a user dataset (user id, home location (zip code precision), age, gender), and a geo-coded transactional dataset (trip ends). The geo-coded dataset is limited in time (only available from January 2016 onwards) while the two other datasets are available since 2010. Standard data manipulation and cleaning techniques were used.

Regarding the study design, three main steps are undertaken. First, a time unit defined as the period is chosen: considering a balance between the frequency of usage of lower-frequency members, as well as data granularity, and the frequency at which new service area expansions are put in operation, a 90-day period is chosen. A user type identification is then conducted: similar to Morency et al. (2011), members are labeled for each period according to their intensity of use. Because of an important increase in use over time, four user types are created: low-frequency (LF), medium-frequency (MF), high-frequency (HF) and ultra-frequency (UF). Second, service usage is investigated to present a general view of the service use evolution. Finally, more detailed metrics on activity spaces are estimated over time to better understand the member actual use of a vehicle. Figure 7.2 presents an overview of the study design.

	Analyses	Operations	Datasets	
User segmentation	Period length calculation	For each user, calculates the mean time between two active days Considering practical aspects, define the period length	T	
	User type identification (LF/MD/HF/UF)	For each user type, consider a cut-off based on the number of active days per period	T	
	User-period vector creation	For each period, assign for each active member the corresponding user type and create the user-period vector	T	
Service usage	System trends	Monthly for each carsharing service, calculate various service metrics	T	
	Demographic composition	For each member, look at the demographic composition when first using the service	T	U
	Usage intensity	Calculate for each period the number of members per user-type period	T	
Activity space	Home location relation	For each trip, calculate the distance of the trip ends and the user home location		U G
	Trip chaining & symmetric trips	For each trip, investigate if the trip is either part of a trip chain or a symmetric trip		G
	Mass transit access	For each trip, calculate the distance to the nearest metro station Explore a use case where FFcs is used to access the metro service		G
	Activity space evolution	For each user-period, calculate the proportion of the service area covered by trip ends		G
	Activity space recurrence	For each user, calculate the number of trips in a hexagonal tile For each user, apply the DBscan technique to infer activity locations		G

Figure 7.2 Study design: Analyses, operations & used datasets (t=transactional, u=user, g=geocoded)

7.5 Service usage

The introduction of a new carsharing solution in an already established market may interfere with the service performance of current solutions. Figure 7.3 presents the evolution of some key metrics for both Communauto carsharing services.

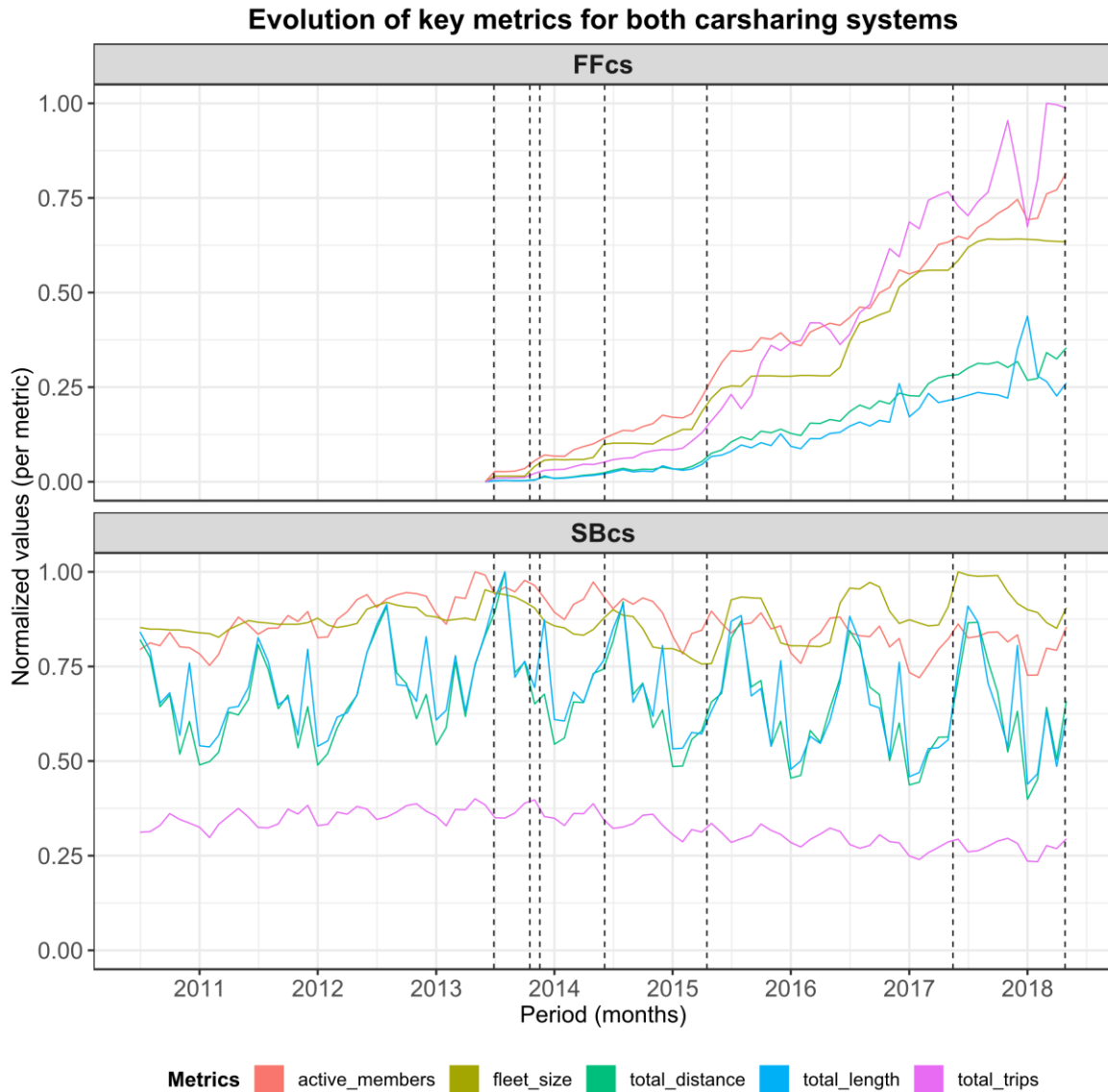


Figure 7.3 Evolution of key metrics for both carsharing services (vertical dashed lines represent FFcs service expansion, only stations inside the service area were considered)

The number of monthly active members, fleet size, total monthly traveled distance, total monthly trip length and total monthly number of trips per service are presented in a normalized way. Normalization is done per metric; this would enable comparison opportunities between both services. Regarding the free-floating service, a continuous service increase across all metrics is observed: demand follows the increasing supply (car fleet). The impact on the station-based service is obvious: before the free-floating implantation, the SBcs service was in a steady growth, and the new service arrival reversed the growth, at least on the demand side. While the number of

unique trips is 3 to 4 times higher for the FFcs, the monthly traveled distance and trip length produced by station-based vehicles is still higher. This can be attributed to a larger car fleet, but when the traveled distance is calculated per car, station-based vehicles have 30.7% more recorded travel distance (May 2018). While the station-based service is well established, it took 5 years for the free-floating service to reach the number of monthly active users as the station-based service. Hence, following the 5th expansion, the overall demand for the service intensified in the next few months.

When looking at the demographic composition of members, results show some interesting insights: as per Figure 7.4, the mean age of new members decreases over time while with respect to gender, it is observed that initially mostly men adopted the new service. Afterwards the gender composition stabilized to an equal share of men and women. The initial discrepancies may be due in part to station-based members adopting the new service, before slowly letting newer free-floating only members join the service. As stated earlier, the barriers of entry for already subscribed station-based members are significantly lower than for new members.

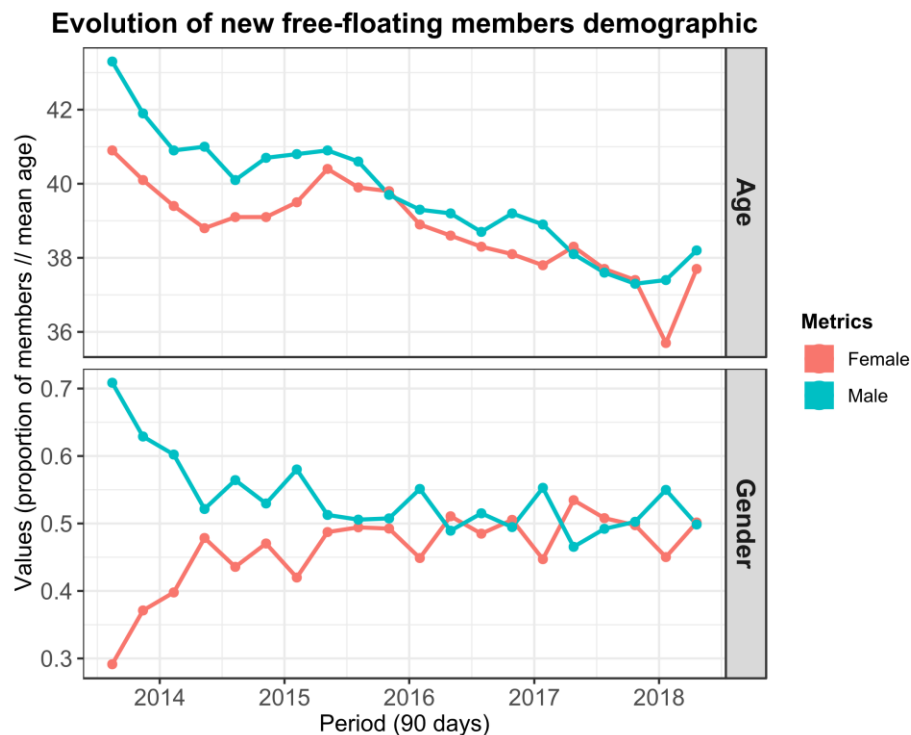


Figure 7.4 Demographic composition evolution

Regarding member-period distribution over time, Figure 7.5 presents the user count for each user type per period. The cutoffs are based on the number of distinct active days per 90 days and are as follows: LF: 4 or less active days, MF: 10 days or less, HF: 26 days or less, and UF: more than 26 active days. The figure shows that along the increase over time of active member-period, new user-types make their arrival in the system: at the last observed period, the composition of the members is respectively 41.8%, 21.3%, 19.0%, and 17.9%. The increase of users labeled as HF or UF suggests an increase in individual use of the service.

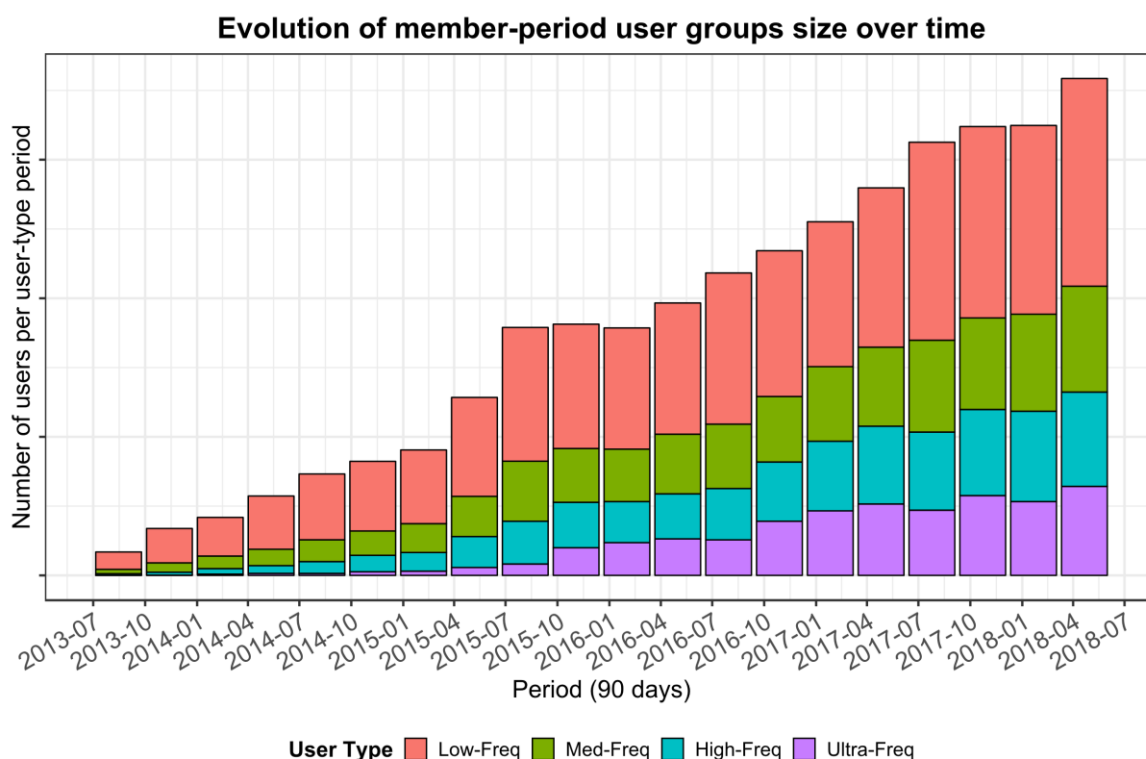


Figure 7.5 Member-period user types evolution (nominal values removed for confidentiality purpose)

7.6 Activity Space

Service usage shown a constant increase in use of the service over time but how can the actual use of the FFcs service can be portrayed? This section looks to investigate the activity space generated by performed trip ends on various key aspects.

7.6.1 Home Location Relation

The first explored metric is the relation of trip ends to the member's home location. Figure 7.6 presents the actual evolution of four different trip types in relation to the members' home location.

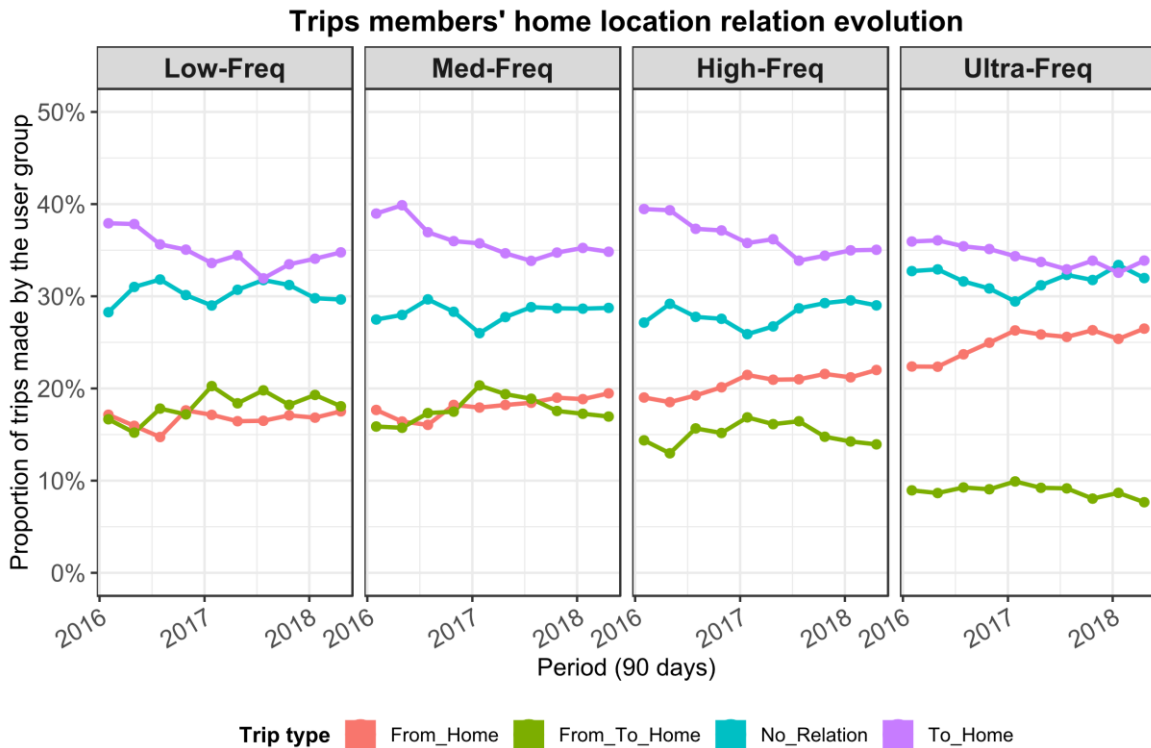


Figure 7.6 Home location interaction evolution (400 m criterion)

It's important to note that a trip starting near a users' home location does not always imply that this user actually started its trip from home but it is assumed so. Results show, for all member-period types, a preference for trips returning home. Still, the proportion seems to be declining over time, while the from home proportion increases. This can be explained by the effect of a larger car fleet: members don't control the initial car position while they can have a hand on where to park it. An increase in the fleet density could reduce the distance a member has to reach for a vehicle and thus could be closer to its home location. From and to home trips may represent occurrences of round trips similar to those performed with a station-based vehicle. The proportion is substantially lower for UF members, but doesn't necessarily means they perform

less round-trips in absolute value. Trips with no interaction with the member home location are similar amongst all.

7.6.2 Trip Chaining and Symmetrical Trips

Over the service lifespan, the car fleet increased in a considerable way. This may impact the members' perception of the service. For instance, when performing an activity, the user can end its trip and free the car (if within the service area). This ends the billing period, but at the same time, allows any member to take the vehicle. Depending on the fleet density, this situation can be perceived differently. For this reason, trip chaining is investigated both in situations where the same vehicle is used again or another vehicle is used.

Symmetric trips are also another option for free-floating members: one may use a shared vehicle to reach its activity location and take back the same or another vehicle to go back to its starting point. On one hand, symmetric trips could allow members to reach destinations where fewer competitive alternatives are present. On the other hand, symmetric trips can also replace more sustainable and competitive alternatives. Three configurations where the used threshold varies between 250 and 500 meters are tested to detect symmetric trips (see Table 7.1 for more specific details on criteria used for reproducibility purpose). Figure 7.7 presents the results for both trip types.

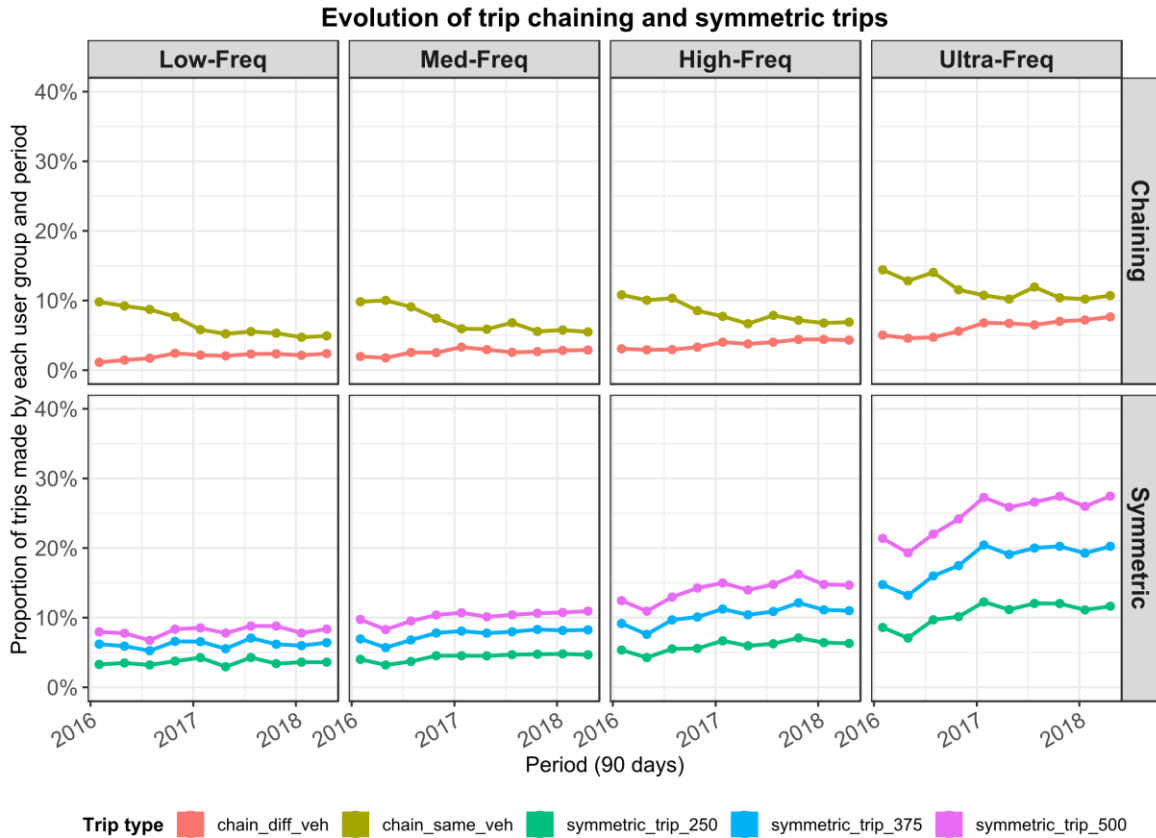


Figure 7.7 Trip chaining and symmetric trip proportion evolution

First, trip chaining represents a rather small subset of all performed trips. Interestingly, trip chaining with the same vehicle decreases in proportion, while trip chaining with another vehicle increases over time. This can be the result of a higher confidence in vehicle availability by members due to the various fleet expansions.

For symmetric trips, depending on the threshold used, proportions vary considerably. Higher in hierarchy is the user-type, higher is the proportion of symmetric trips. For HF and UF members, the trip proportion is clearly increasing in 2016 before stabilizing in 2017 and upwards. Again, the increase in fleet supply may explain the increase in those types of trips (higher confidence in the service, but also increased opportunities). To further explore those trips, Figure 7.8 explores the time difference between two symmetric trips.

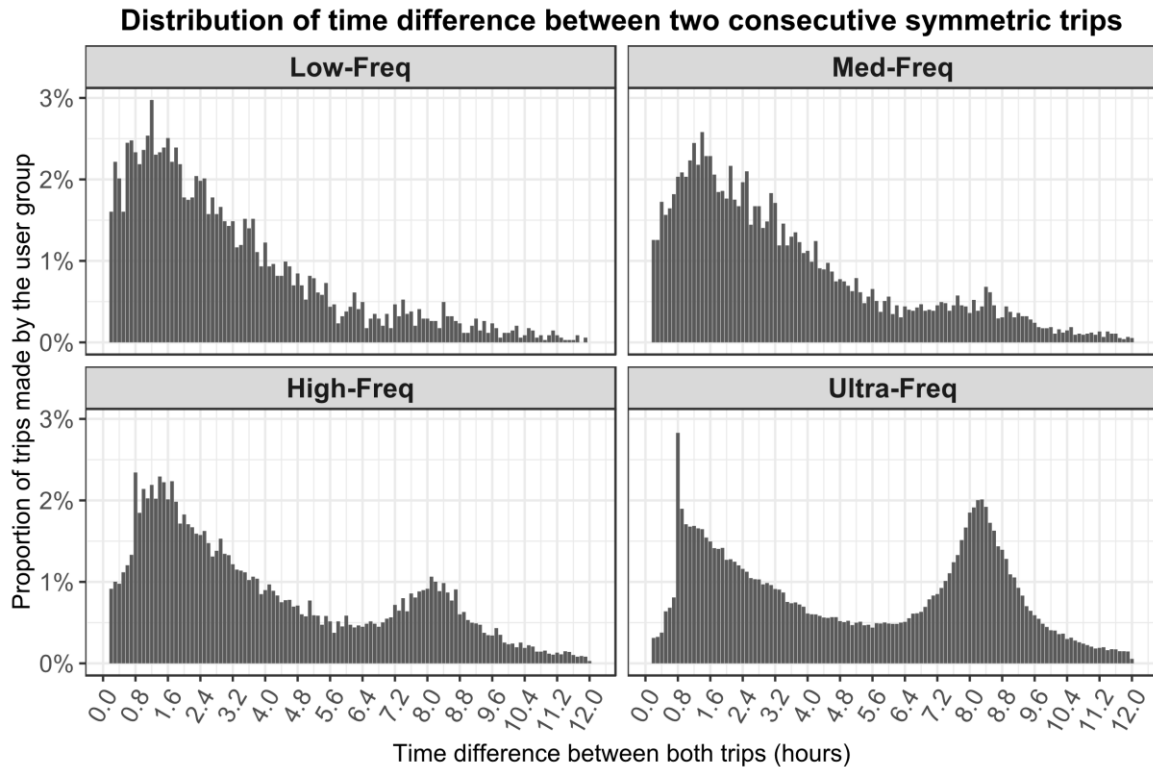


Figure 7.8 Distribution of time difference between two symmetric trips

Results show that symmetric trips have activities (time assumed between two trips) concentrated around 1.5 hours (maybe errand trips), but as the user frequency increases, a second peak is observed around the 8.5 hours mark; UF members may present a commuting behavior where the « go to » and « go from » trips are both made with free-floating carsharing. When comparing with the Montreal population mobility behavior (fall 2013) (RTM, 2013), the mean duration for shopping activities made following a car driver trip are at 1.2 hours and work trips are at 7.7 hours, which is in line with the observed peaks. Also, while station-based are mostly used to perform errands and leisure trips, one-way may introduce the option to perform commute trips in a higher proportion. One-way station-based are potential candidate for those commute trips, as stated by 6t-bureau de recherche (2014), Autolib' is used in part as such because of the reserved parking spaces at destination, something free-floating lacks in denser areas.

Symmetric trips can be used in locations where other modes of transportation, namely public transit, have a lower level of service. After all, Becker et al. (2017a) mention that free-floating trips are mainly used because they are faster with this mean of transportation (76%) and because no other good transit connections are available (32%). To investigate this issue, a spatial

representation of the difference in density of symmetric trips and non-symmetric ones is presented in Figure 7.9. For this purpose, destinations of the going to trips are considered (assumed activity location). The heat map shows that the central part of the service area (around the blue, green and orange subway lines) has a lesser probability to host symmetric trips activities, while it is the opposite for the service area edges, notably the northern part of the area which may be less served than the central part by public transit. Also, some areas near downtown are also more prone to symmetric trips. While interaction with public transit is not the main focus of this paper, additional analyses as the ones performed in Wang et al. (2017) should be done to have a better understanding of symmetric trips with respect to the complementarity or competitiveness with other alternatives. Potentially, transit agencies could investigate symmetric trips to diagnose their transit level of service amongst those OD pairs.

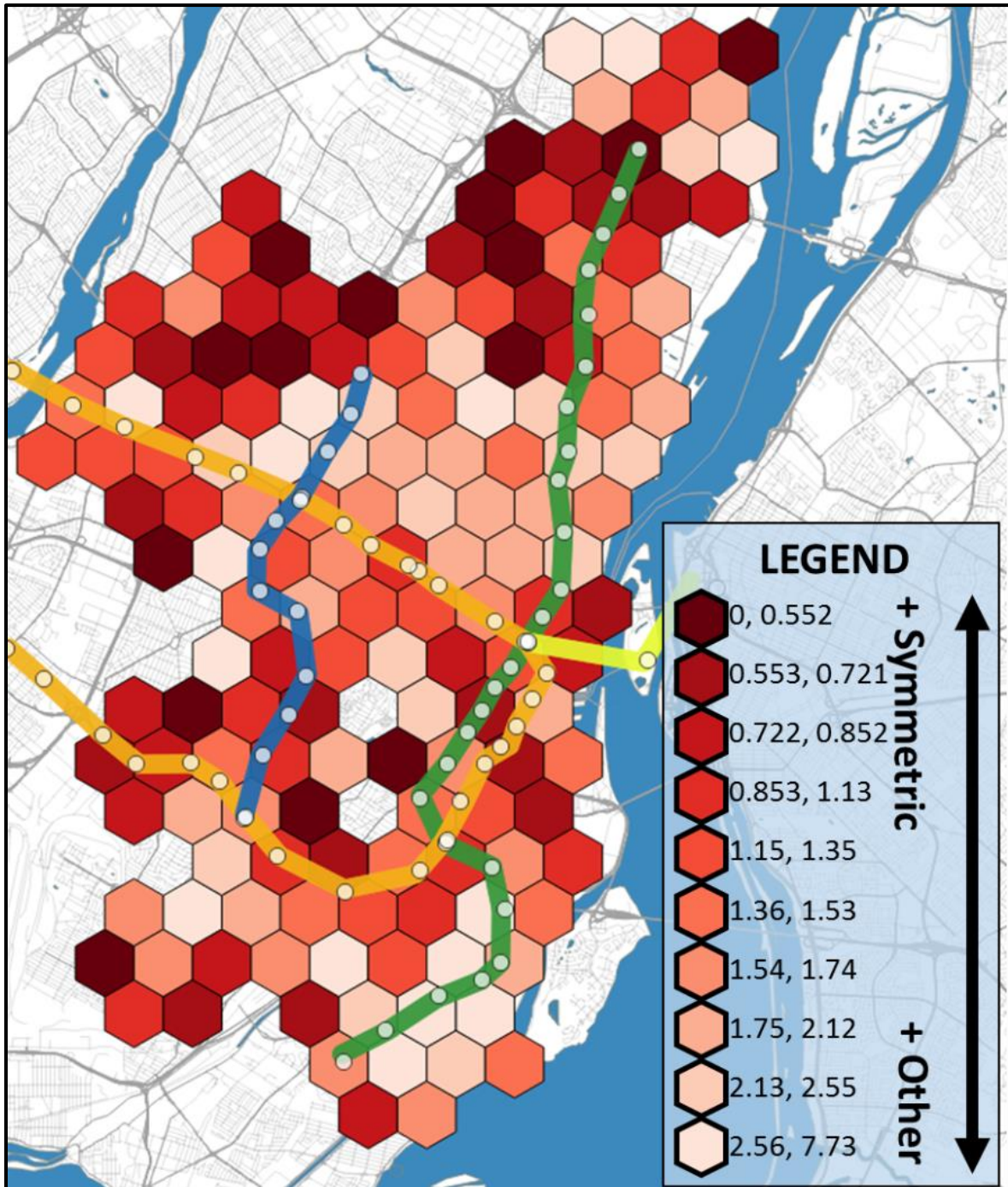


Figure 7.9 Heat map of density differences between symmetric and regular trips

Table 7.1 Criteria used for all trip types

Feature	Trip chaining (same vehicle)	Trip chaining (different vehicles)	Symmetric trips
User id	Same for both trips	Same for both trips	Same for both trips
Vehicle id	Same for both trips	Different for both trips	
Trip id	Different for both trips	Different for both trips	Different for both trips
Distance trip 1 destination & trip 2 origin	< 100 m	< 300 m	< {250, 375, 500} m
Distance trip 2 destination & trip 1 origin			< {250, 375, 500} m
Origin-destination distance trip 1			> 600 m
Origin-destination distance trip 2			> 600 m
Angle formed by both trips			> 158 degrees
Trip sequence			The second trip has to be done afterwards the first trip and has to occur on the same day (28-hour days)
Time difference trip 1 end & trip 2 start	Between 1 minute & 2 hours	Between 1 minute & 2 hours	Between 10 minutes & 12 hours

7.6.3 Mass Transit Access

Open-ended trips as the ones made by free-floating vehicles may be part of a larger trip chain where other modes of transportation may be included. To evaluate the potential of complementarity with the mass transit system in Montreal (the subway service), trip ends are evaluated in regard to their proximity to the nearest subway station (400-meter criterion). Overall, the relation over time is quite stable. Most trips are not near a subway station on neither trip ends (53.9%). The proportion of trip that start or end near a station is almost the same (18.5%, 18.6%): for every trip that ends, another would start at the same location, considering no relocation by the operator as occurred. The balance (12.0%) are trips with both origin and destination at proximity. No notable differences are perceived when splitting the data according to the different user classes.

As previously stated, it is impossible to clearly assess if a member has used the metro system following a carsharing trip with the available data (or before). The 37.1% proportion of trips with either trip ends at proximity may be a potential pool of trips for assessing the first mile/last mile issue. A portion of the service area where vehicles agglomerate daily around a subway station is analysed in more details. Because this area contains a station which is at the end of the green subway line (north side), it would be easier to truly assess the proportion of inbound and outbound trips resulting in a connection to the subway network. Figure 7.10 presents a spatial representation of trips with trip ends inside the studied area and within 200 meters of the subway station.

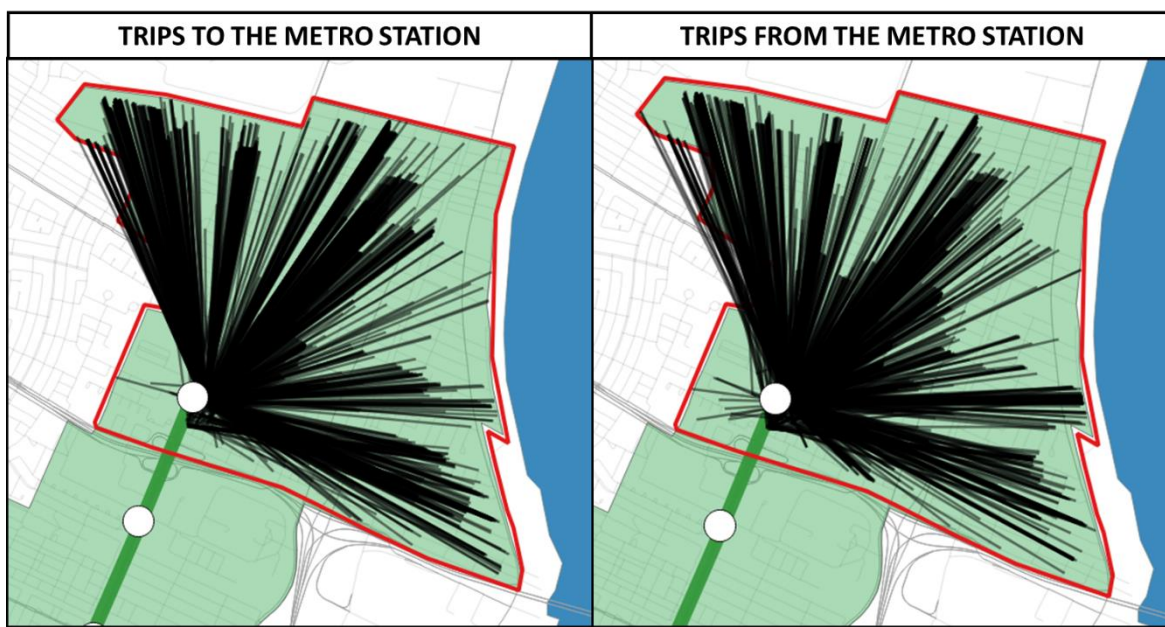


Figure 7.10 Trips to and from the metro network (from June 2017 to May 2018 on weekdays; only trips with trips' ends inside the investigated area are considered)

For the 12-month period, 16,537 and 17,188 trips were accounted respectively to start and to end within the delimited area. From those starting trips, 1,753 were made to the metro station. Inversely, 1,566 were made from the metro station. This means from all trips departing from the zone, 10.6% of them were made to reach the subway station, while 9.1% of all trips with a destination in the zone were made from the subway station.

When looking at the member diversity, trips made to a station were made by 13.8% of all members (that performed a trip in this area), while trips from the station were made by 21.9% of members. The appeal to come back from a station by using a free-floating vehicle appears to be

larger than the opposite, which could be explained by considering that station's surroundings may be more difficult to find a parking spot and could deter some users to risk a free-floating trip. While it may seem attractive for members to reach the subway network via a shared vehicle, members are limited by the car availability within their origin but also by parking locations at the destination which limits the potential of the service to act as a first-mile/last-mile solution.

7.6.4 Activity Space Evolution

As the member usage increases over time, an interesting aspect to look at is the evolution of the activity space produced by members' trip ends. This allows to evaluate the rate at which one may explore the service area. To do so, for each user-period, the area formed by all trip ends is computed. For each trip end, a polygon (radius = 500 m) is created to represent an approximation of the intended trip end location. Figure 7.11 proposes a visual representation of the method used while Figure 7.12 shows the aggregated results for each user type and trip ends.

The time series are split according to the period where the member first FFcs trip occurred: for each series, the member composition stays the same. Results show that cohorts follow a similar trajectory over time. In other words, the speed at which a member discovers the service area stays similar across cohorts. Looking at higher usage classes, decay is observed, but the general trend shows a constant increase of the service area usage. Differences are perceived between trip ends: a larger area is covered by trip origins than trip destinations. Members do not determine the vehicle initial position but have a larger control on where to park it at the destination, which could explain the observed gap. Finally, when looking at non-cumulative period data (not shown here), a seasonality pattern emerges for HF and UF members: for winter periods members limit the spatial range of their trip ends.

Results show that the constant increase in service area coverage by members trip ends triggers a shift in their modal share and/or allows members to reach otherwise not accessible new activity locations. This can also be the result of previously made station-based trips that are now made by free-floating. Considering the decrease in use of the station-based service (Figure 7.3), it would be normal to see some kind of specialization between both services depending on the member needs and preferences.

With only data available since 2016, it would be difficult to attribute the effect of supply (car availability) on the member behavior because of the “maturity state” of the current service. With a less dense car availability, members trip ends cumulative evolution would certainly be impacted, but it can’t be accurately assessed without early service spatial data.

Also, parking ease at destination could certainly impact the member decision to visit or not an existing or newly explored area. New parking strategies developed by members may foster new carsharing trips. It would be interesting in further studies to assess this perspective in the member behavioral scheme.

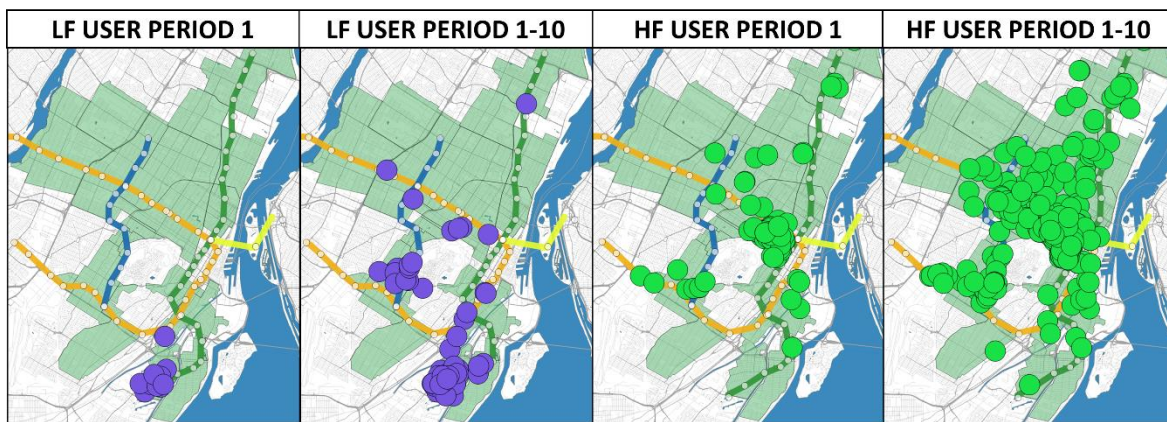


Figure 7.11 Examples of two members and their cumulative usage 10 periods apart (origins are shown)



Figure 7.12 Evolution of the size covered by trips' ends areas

7.6.5 Activity Space Recurrence

Another feature worthy to investigate is the recurrence at which one member visits a particular location. Two distinct methods are used to achieve this. The first one applies the DBscan algorithm (Ester et al., 1996) ($\text{eps}=200$ m, $\text{min}=8$ trips) for each member and return cluster number for each trip destination, while the second assigns for each member trip ends a 1 km^2 hexagonal polygon (similar to the ones in Figure 7.9).

The DBscan algorithm output (Figure 7.13) shows that only 0.4% of all UF members have no detected cluster, while for LF members the proportion goes to 30.7% (with at least 8 recorded trips). The majority of LF members has fewer than 3 clusters (80.8%) while 62.2% of UF members has 3 or more. This is expected, considering the higher usage by UF members in the system. The algorithm assigned no particular cluster to 14.0% of all trip ends made by UF members and 36.2% for LFs. This means that 86.0% of all UF trips have been assigned a cluster and thus the method proposes a decent representation of the UF usage.

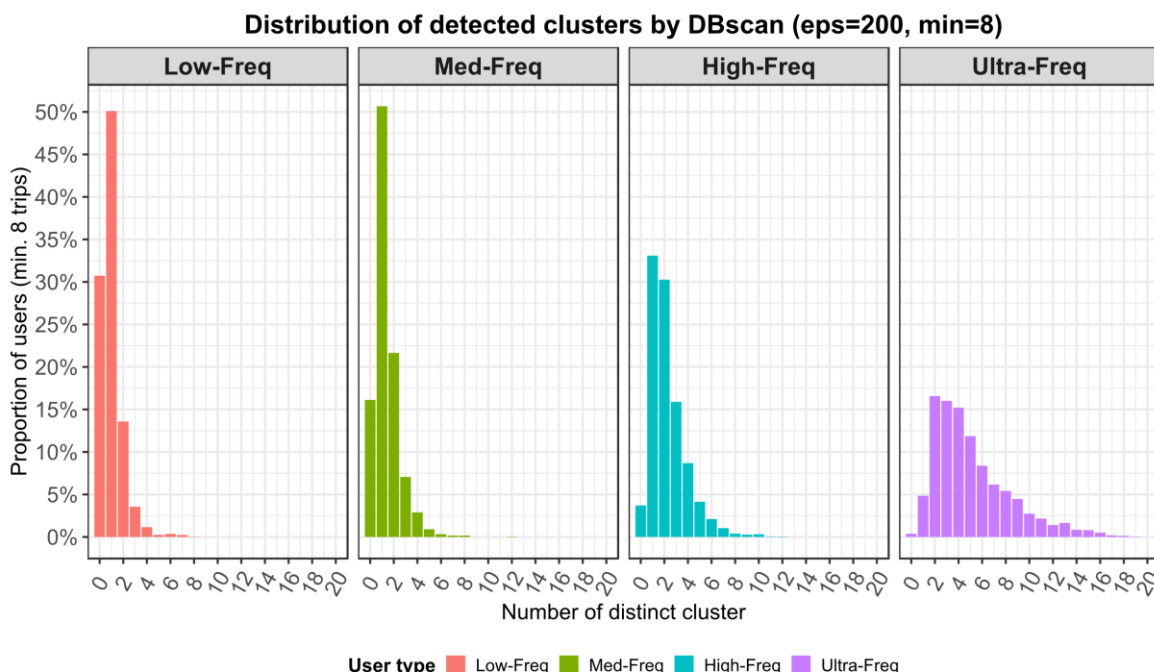


Figure 7.13 Distribution of detected clusters by DBscan

Another take on activity recurrence would be to investigate the member-period recurrence to visit the same hexagonal polygon by calculating the proportion of trips ending in the most visited polygons. Results are presented in Figure 7.14.

Due to the lower service usage by LF members-period, the distribution is sparser than for other user groups. A fair proportion of UF and LF member-period visits their most visited polygon the most (54.4% and 75.9% respectively). Also, there is a fairly large spectrum of member-period: while some users visit exclusively the same polygon over and over (UF: 0.5%, LF: 21.2%), others have not really a preferred location to end their trips (10.3% of UF member-period have their most visited polygons only a third of the time or less, while the same goes for 12.0% of LF member-period). What would be the number of hexagonal polygons of 1km^2 to cover 80% of all trips made by member-periods? For 55.1% of UF, the number would be 3 tiles, while for LF it would be 2 (61.0%).

Overall, results show the relation between the increase in use in the system (user type) with the larger pool of visited locations which is could be expected. Still, variability is present between users from the same user type family. While user type may show only one dimension, other

perspectives should be explored to further understand members behavior. One approach would be the realisation of a typology considering all features presented in the study.

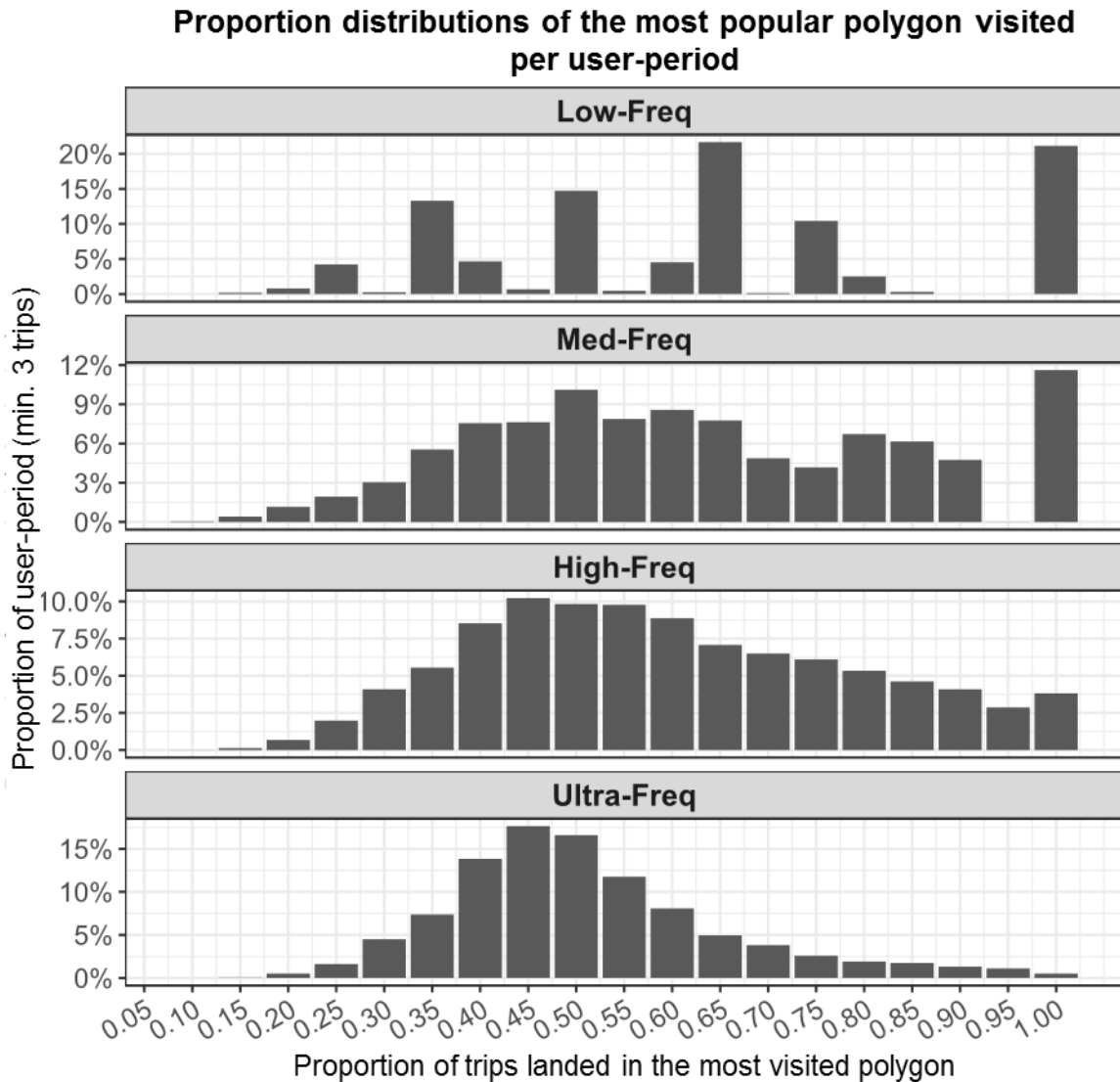


Figure 7.14 Distribution of trip recurrence (proportion of trips ending in the most visited tile)

7.7 Conclusion

This study provides empirical findings on the use of free-floating carsharing services over time. To do so, passive data streams have been used to create member-period vectors: each member is labeled in regard to its service usage intensity for various 90-day periods.

First, the usage intensity over time is explored. Results showed a constant increase of the free-floating service over time, while some factors may hint to a partial decrease in station-based demand. As the service progresses, the proportion of high-intensity members (HF, UF) increases. Interestingly, the demographic composition of new members changed over time: a decrease in the overall age and stabilization on the gender ratio is observed.

Activity space analyses were made to explore furthermore use cases and service area exploration. Ultra-frequency members-period showed a pattern of usage with a significant number of trips departing from home, symmetric trips completion and longer activity times when performing those kinds of trips. Mass transit interaction showed some behavior to access a subway station. Exploring activity space evolution indicates that the proportion of the service area covered by members' trip ends continually grows over time in a similar way across cohorts, albeit some kind of deceleration is observed in a cohort lifespan. The discovery of new activity locations may promote additional use of the service. Activity recurrence is looked over, but even across user types, a spectrum of the degree of recurrence is shown. Overall, higher frequency members show more diverse activity clusters and a lesser dependence on specific locations.

While passive data streams do not tell the whole story, those needed empirical findings may foster additional research with the presented numbers, but also because of potential research paths. Service complementarity or competitiveness to other modes of transportation is a trendy subject in the literature and while this research did not aim to respond directly to it, some insights may be used in the discussion. Also, symmetric trips seem to be found in an important proportion of higher usage members. Further analysis is necessary on this matter. As member usage evolution has been presented, additional coverage should be done to understand the interrelation between supply and demand: At which car density a member begins to perform trip chains with a different vehicle or chooses to perform symmetric trips in transportation less well deserve locations? How does the configuration of the service area impact the use of the service? What would be the impact of the opening of a new zone? How does a member shift its usage in a dual-mode carsharing system? Those are all strategic questions carsharing operators should be eager to have answers to in their approach to develop their service.

7.8 Acknowledgments

This work was possible thanks to the support and collaboration of Communauto. The research project is also funded by the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC RDCPJ # 474642-14).

CHAPITRE 8 MÉTHODE D'EXPLOITATION DE DONNÉES PASSIVES CAPTURÉES

8.1 Mise en contexte

Ce chapitre vise à présenter une technique développée et proposée afin d'aider à l'exploitation des données passives déduites d'une capture systématique de la position des véhicules dans un libre-service intégral (données capturées). Avec l'introduction de systèmes de type LSI, les opérateurs sont contraints de mettre à la disposition de leurs membres une plateforme afin de facilement localiser un véhicule. Cette exposition de l'emplacement en temps réel de la flotte de véhicules a permis à plusieurs entités, personnes ou groupes de recherche, de collecter la position des véhicules partagés afin d'en déduire les emprunts effectués dans le système. Cette technique est tout à fait convenable afin de comparer l'évolution du service dans le temps, puisque les données sont agrégées à un niveau de granularité assez élevé, comme dans le cas de Kortum et al. (2016). Cette approche serait à nouveau tout à fait applicable dans l'étude spatio-temporelle d'un service, puisque même si le niveau de résolution est plus fin que l'exemple précédent, l'agrégation à un niveau spatial (origine-destination) et temporel est tout à fait réalisable.

En revanche, les emprunts affectés à la relocalisation et la maintenance par l'opérateur peuvent difficilement être distingués et seront par conséquent comptabilisés dans l'échantillon prélevé. Une autre limitation est la perte de résolution au niveau du membre (information non disponible auprès des données capturées), ce qui limite l'éventail des analyses possibles, mais également au niveau de l'utilisation du véhicule qu'en fait le membre. Toutefois, ces limites n'empêchent pas la publication d'études dans la littérature visant à exploiter ces données. Afin de caractériser et de filtrer les emprunts, ces études appliquent leurs propres hypothèses et règles de décision. Les études sous-entendues ont été introduites au Tableau 2.4 de la section 2.5.5.3.

L'objectif de recherche est donc de développer un modèle de classification des emprunts capturés. Ces emprunts capturés pourront alors être employés afin de dresser le portrait de l'utilisation des membres dans un service d'autopartage en libre-service intégral ou bien dans le cadre d'analyses plus précises demandant de se restreindre à un type d'emprunt en particulier. Pour ce faire, plusieurs ensembles de données (GPS, géolocalisés, capturés) seront mis à contribution.

Ce chapitre est scindé en cinq sections. D’abord, un aperçu de la méthode employée sera présenté. Puis, les principales étapes de la méthode seront décortiquées aux sections 8.2 à 8.5. Finalement, la méthode sera employée afin de valider les méthodes proposées dans la littérature.

8.2 Méthodologie

La méthode exploite trois des sources de données présentées au Tableau 3.2. Le but étant de classer les emprunts provenant de données capturées (source de données la plus incomplète en terme de richesse d’information). Alors, les données GPS et géolocalisées seront utilisées afin d’ajuster un modèle. La méthode est scindée en quatre étapes comme le démontre la Figure 8.1.

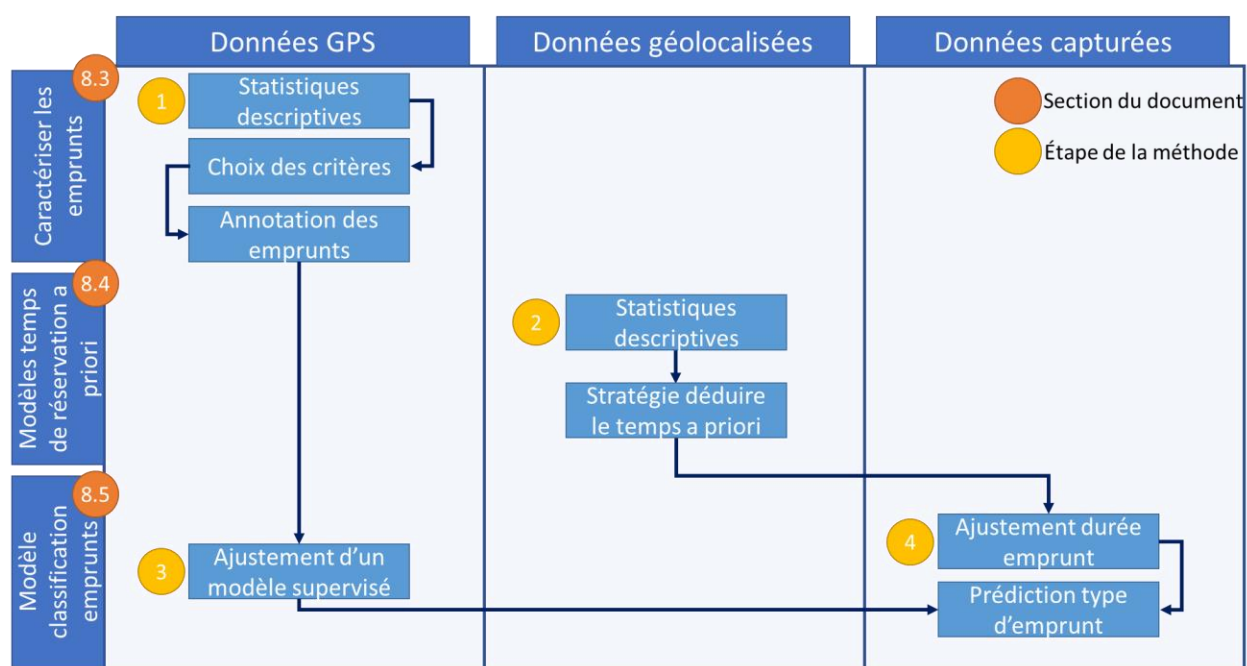


Figure 8.1 Relation des sources de données sur le processus de classification des emprunts capturés en ligne

La première étape vise à créer un échantillon d’apprentissage et de validation à l’aide des données GPS (section 8.3). Les données GPS, ayant le plus grand niveau de résolution, pourront servir au choix des critères afin d’annoter les emprunts de façon convenablement. Ces emprunts annotés seront employés plus tard dans le processus dans l’estimation du modèle supervisé (étape 3).

La seconde étape cherche à comprendre et modéliser le temps de réservation a priori dont les membres ont la possibilité de se prévaloir lorsqu’ils veulent accéder à un véhicule partagé. Étant

donné que les emprunts des données capturées contiennent ce temps de réservation (section 3.1.5), les durées d'emprunts sont alors amplifiées et ne représentent pas l'usage réel du véhicule. Donc, la modélisation du temps d'emprunt sera employée dans le modèle final (étape 4) afin de réduire les durées déduites des emprunts capturés.

La troisième étape vise à estimer un modèle de classification pour emprunts capturés, c'est-à-dire qu'en prenant comme échantillons d'apprentissage et de validation les emprunts GPS annotés, un modèle de régression multinomial logit est estimé. Par contre, étant donné que ce modèle sera employé à la dernière étape pour classifier les données capturées, les variables explicatives utilisées seront ainsi limitées à celles qui sont disponibles dans l'échantillon de données capturé (principalement la durée et la distance origine-destination).

Finalement, l'étape 4 prend comme intrants le modèle de l'étape 3 et les emprunts capturés dont au préalable la durée d'emprunt aura été déduite. Le modèle procède donc à estimer pour chaque emprunt sa probabilité d'appartenir à chaque classe d'emprunt.

8.3 Caractérisation des emprunts

Dans cette section, les emprunts provenant de données GPS seront annotés selon l'utilisation effectuée par le membre à l'aide d'un véhicule en libre-service. Dans un premier temps, plusieurs statistiques descriptives seront divulguées afin de déterminer quels critères employer dans une future classification et quel type d'emprunt cette classification pourrait contenir étant donné les données à disposition. Finalement, les emprunts se verront annotés selon les règles de décision développées.

8.3.1 Statistiques descriptives

Tout d'abord, les emprunts sont étudiés selon plusieurs indicateurs. Ceux-ci sont définis au Tableau 8.1 et présentés visuellement à la Figure 8.2. L'objectif est d'étudier les distributions de ces variables afin de déterminer les classes d'emprunts ainsi que les règles de décisions potentielles associées à chaque classe.

Distance origine-destination

Lorsque l'on observe les distributions, la distance OD (origine-destination) des emprunts (*od_dist_km_direct*) connaît une distribution asymétrique positive, mais plus particulièrement

plusieurs observations se retrouvent entre 0 et 800 mètres. Les emprunts affichant une telle valeur peuvent possiblement être considérés comme des emprunts avec retour à l'origine, puisque la distance OD est relativement faible.

Distance et durée parcourue

Pour ce qui est de la distance parcourue lors de l'emprunt (*trip_dist_km*), 80% des observations sont sous la barre des 12,5 km (médiane 5.9 km), mais on observe tout de même des emprunts affichant une longue distance ou une longue durée d'emprunt (*trip_length_hr*). Ces derniers emprunts peuvent alors contenir la présence d'une ou plusieurs activités (arrêts) pour expliquer la plus longue distance et/ou durée de parcours.

Temps d'activité

Au niveau des activités, la majorité (~63,8%) des emprunts ne contiennent pas d'arrêt détecté (*trip_stopover_occurences*). Cet indicateur pourrait nous aider à cerner les emprunts avec un seul déplacement direct jusqu'à la destination.

Ratios calculés

Au niveau des ratios calculés, la variable *ratio_od_direct* indique le rapport entre la distance OD et la distance de parcours enregistrée. Un ratio près de 1 indique que la distance parcourue équivaut à la distance OD, ce qui signifie que le membre s'est déplacé selon la trajectoire la plus directe vers sa destination. Ces emprunts sont donc très probablement des déplacements directs à la destination. À l'inverse, un ratio près de 0 indique que le membre a effectué une très grande distance lors de son emprunt, mais qu'en somme la distance entre son origine et sa destination est très faible. Ces emprunts impliquent un retour à l'origine ou la présence d'activités éloignées ce qui augmente la distance parcourue par le membre.

Tableau 8.1 Définitions des indicateurs présentés à la Figure 8.2

Variable	Catégorie	Définition
od_dist_km_direct	Origine-destination	Distance à vol d'oiseau entre l'origine et la destination (km).
od_dist_km_walk	Origine-destination	Distance sur réseau routier (marche) entre l'origine et la destination (km).
trip_dist_km	Emprunt	Distance parcourue lors de l'emprunt (km).
trip_length_hr	Emprunt	Durée de l'emprunt (hr).
trip_stopover_occurences	Activité/arrêt	Nombre d'arrêt(s) détecté(s).
trip_stopover_min	Activité/arrêt	Somme de la durée de tous les arrêts de l'emprunt (minutes).
trip_with_stopover_min	Activité/arrêt	Même que trip_stopover_min, mais en ne tenant compte que des emprunts avec au moins 1 arrêt.
ratio_od_direct	Ratio calculé	$\text{od_dist_km_direct} / \text{trip_dist_km}$
ratio_od_car	Ratio calculé	$\text{od_dist_km_car (calculé sur réseau routier)} / \text{trip_dist_km}$
ratio_stopover	Ratio calculé	$(\text{trip_stop_over_min} / 60) / \text{trip_length_hr}$
ratio_with_stopover	Ratio calculé	Même que ratio_stopover, mais en ne tenant compte que des emprunts avec au moins 1 arrêt.
ratio_speed	Ratio calculé	$\text{trip_dist_km} / \text{trip_length_hr}$

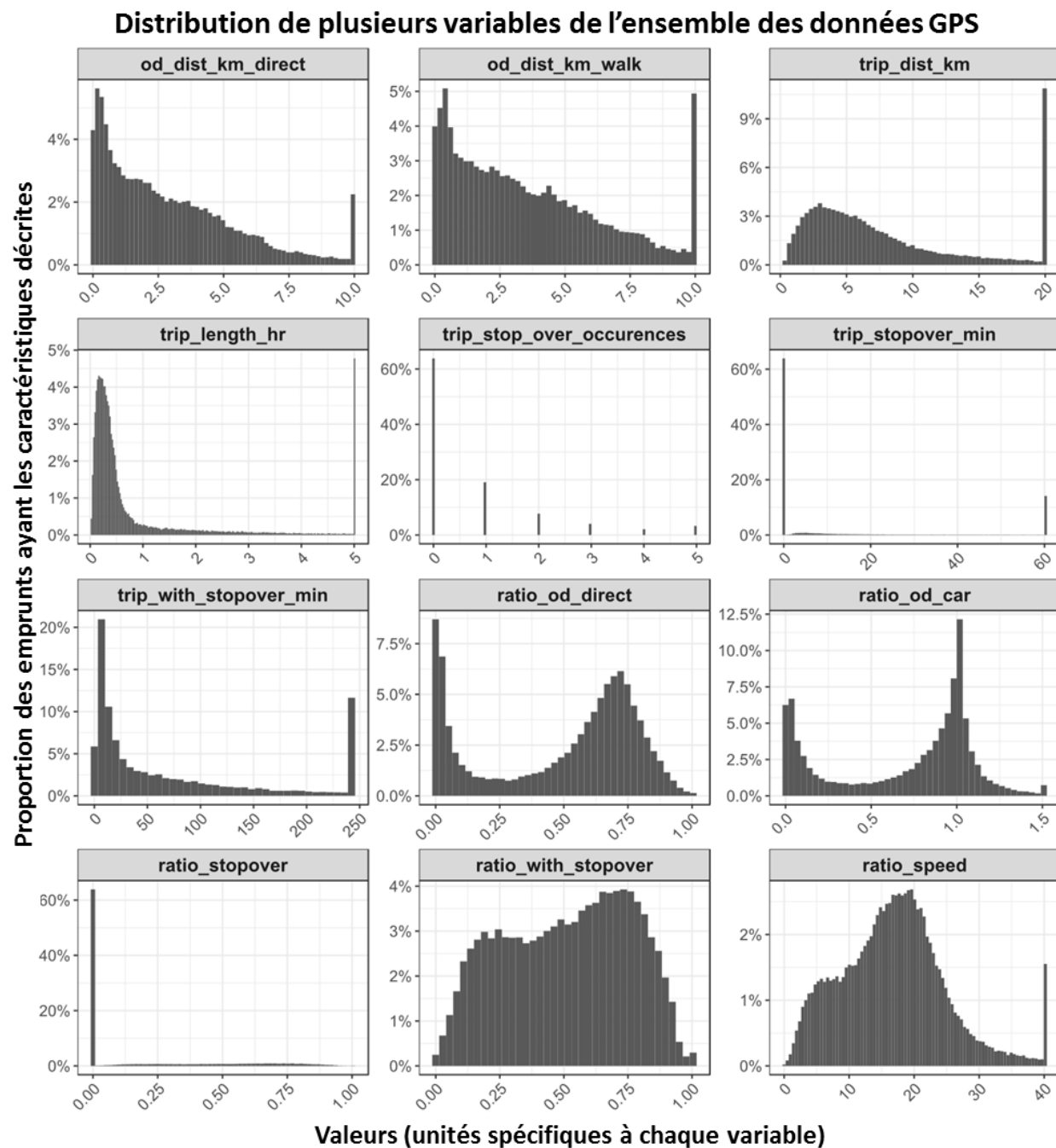


Figure 8.2 Distributions de 12 indicateurs provenant d'emprunts retrouvés dans l'ensemble de données GPS

8.3.2 Choix des critères et annotation des emprunts

À la lumière des statistiques descriptives présentées à la section 8.3.1, quatre classes d'emprunts ont été formées à l'aide de trois indicateurs. Le Tableau 8.2 présente les quatre groupes ainsi que les classes d'emprunts sous-jacentes. Trois indicateurs ont été sélectionnés, soit la distance OD (*dist_od_km_direct*), le ratio entre la distance OD et la distance parcourue (*ratio_od_direct*) et le temps passé à l'arrêt (*trip_stop_over_min*).

Tableau 8.2 Classification des emprunts selon les critères pressentis

Classe d'emprunt	Sous-classe	Proportion	<i>dist_od_km_direct</i> < 0,76 km	<i>ratio_od_direct</i> < 0,121	<i>trip_stop_over_min</i> = 0
Chaînes fermées	Chaînes fermées classiques	16,2%	Oui	Oui	Non
	Chaînes fermées avec motif aller porter ou chercher quelqu'un	2,4%	Oui	Oui	Oui
Déplacements directs		57,3%	Non	Non	Oui
Chaînes ouvertes		14,7%	Non	Non	Non
Autres	Similaires à chaînes fermées, mais sans retour à l'origine	4,0%	Non	Oui	Non
	Autre 1	1,3%	Oui	Non	Non
	Autre 2	0,2%	Non	Oui	Oui
	Autre 3	3,8%	Oui	Non	Oui

Chaînes fermées

Les emprunts de type « chaînes fermées » ont un poids d'environ 18,6% dans l'échantillon et sont principalement caractérisés par leur retour à l'origine et la complexité probable de leurs chaînes de déplacements menant à un faible ratio OD/distance parcourue.

Déplacements directs et chaînes ouvertes

Les déplacements directs représentent la majorité des emprunts (57.3%), ce qui est attendu à l'intérieur d'un service d'autopartage de type libre-service intégral. La principale différence avec les emprunts de type « chaînes ouvertes » (14,7%) est dans l'identification d'un arrêt durant l'emprunt.

Emprunts « autres »

Les emprunts classifiés « autres » regroupent toutes les autres combinaisons possibles qui n'appartiendraient pas a priori aux trois classes précédentes. Les emprunts de type « similaires à chaînes fermées, mais sans retour à l'origine », ont, comme leur nom l'indique, des caractéristiques similaires aux chaînes fermées, mais n'ont pas de retour à l'origine. Ces emprunts avec des durées d'activités et d'emprunts plutôt élevées peuvent probablement être employés à l'intérieur d'une chaîne de déplacements comportant plusieurs emprunts avec le service Auto-mobile, dont l'emprunt final est utilisé pour revenir à l'origine. Les trois prochaines sous-classes peuvent représenter des situations où les emprunts chevauchent ces critères qui restent tout de même déterministes.

Ces critères sont soumis à un exercice de sensibilité tel que présenté au Tableau 8.3.

Tableau 8.3 Analyse de sensibilité des critères employés sur la classification initiale

Type d'emprunt	Proportion initiale	Distance OD	Distance OD	Ratio OD	Ratio OD	Critère de temps d'arrêt	Critère de temps d'arrêt
		600 m	1,000 m	18 ^e centile	28 ^e centile	2 min	5 min
Chaînes fermées classiques	16,2%	-1,5%	+1,2%	-2,2%	+0,9%	-0,2%	-1,0%
Chaînes fermées avec motif aller porter ou chercher quelqu'un	2,4%	-0,1%	+0,1%	-0,5%	+0,7%	+0,2%	+1,0%
Déplacements directs	57,3%	+1,4%	-2,6%	-0,2%	-0,8%	+0,5%	+3,5%
Chaînes ouvertes	14,7%	+0,5%	-0,6%	+2,0%	-2,9%	-0,4%	-3,4%
Similaires à chaînes fermées, mais sans retour à l'origine	4,0%	+1,5%	-1,3%	-1,9%	+2,9%	+0,0%	-0,1%
Autre 1	1,3%	-0,5%	+0,6%	+3,2%	-1,0%	+0,0%	-0,2%
Autre 2	0,2%	+0,2%	+0,0%	-0,1%	+0,9%	+0,0%	+0,1%
Autre 3	3,8%	-1,4%	+2,6%	+0,6%	-0,7%	+0,0%	+0,2%

La variation de la distance OD de ± 200 mètres a un impact sur les proportions de chaînes fermées et de déplacements directs d'environ $\pm 1,5\%$. Plus restrictif est le critère, plus la proportion des emprunts de type déplacements directs sera élevée. Du côté du ratio OD, une variation négative

ampute davantage la proportion des emprunts de type chaînes fermées classiques que ne le ferait une augmentation. Les chaînes ouvertes sont davantage touchées que lors de la variation du critère précédent. Finalement, lorsque l'on monte le seuil de tolérance avant de considérer qu'un emprunt contient bel et bien un arrêt, le seuil de 2 minutes a très peu d'effet sur les résultats, tandis qu'à 5 minutes l'effet constaté est plus important. En effet, l'impact est davantage ressenti surtout au niveau des déplacements directs et chaînes ouvertes où la relaxation de la contrainte augmente la proportion de déplacements directs.

8.3.3 Visualisation de la classification proposée

Le défi de modélisation, soit la caractérisation des emprunts capturés, réside principalement dans le fait que peu de variables soient disponibles dans le jeu de données capturées. Cette source de données compte en soi quelques variables dont les plus importantes sont la distance OD et la durée d'emprunt. La Figure 8.3 présente visuellement la relation entre ces deux variables et les différentes classes d'emprunts GPS.

Visuellement, on remarque la résultante d'utiliser la distance OD comme critère discriminatoire : les emprunts de type chaînes fermées sont exclusivement sous la barre des 760 mètres. Cette coupure n'est pas aussi bien définie dans le cas des déplacements directs et des chaînes ouvertes. Au niveau de la durée d'emprunt, cette variable n'est pas employée dans les règles de décision et par conséquent les frontières ne sont pas aussi définies que pour la distance OD. On réussit tout de même à remarquer la délimitation naturelle qui se crée entre les déplacements directs et les chaînes ouvertes : les critères du ratio OD ainsi que du temps passé à l'arrêt font en sorte de sélectionner des emprunts dont la durée d'emprunt est plus élevée pour une même distance OD pour les chaînes ouvertes. Le résultat est que même s'il existe un certain chevauchement entre les deux types d'emprunts, les chaînes ouvertes tendent généralement vers des valeurs plus fortes sur l'axe des abscisses que les déplacements directs et ce, pour une même valeur de distance OD. Pour ce qui est des déplacements qualifiés « autres », ils se retrouvent à la frontière entre les chaînes fermées et ouvertes : les critères de sélection déterministes y jouent un rôle, tout comme le fait de ne se contenter que de deux prédictors pour réussir à segmenter ces emprunts.

Présentement, les critères de classification des déplacements directs rejettent tous les emprunts dont la distance OD est inférieure au seuil de 760 mètres. Ceci n'est pas juste lorsqu'on considère qu'un emprunt peut être un déplacement direct et être effectué sous la barre des 760 mètres. Pour

ce faire, les emprunts classés « autre 3 » devraient être incorporés comme déplacements directs dans l'estimation du modèle final afin de tenir compte des emprunts ayant une faible distance OD et une faible durée d'emprunt.

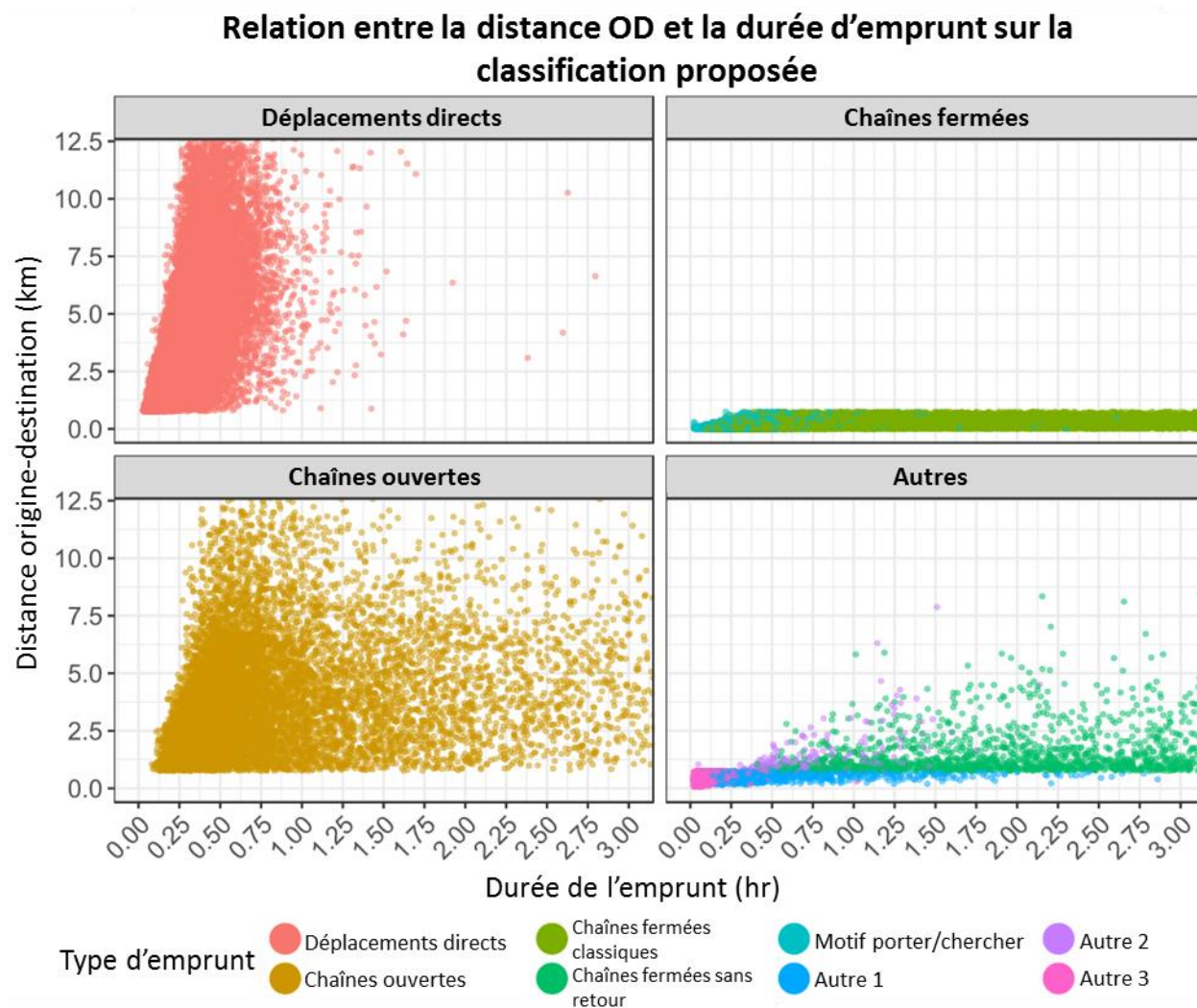


Figure 8.3 Relations entre les deux prédicteurs principaux du modèle final et la classification proposée

8.4 Modélisation du temps d'emprunt a priori

La seconde étape de la méthode est la modélisation du temps d'emprunt a priori. Ce temps d'emprunt permet au membre de réserver un véhicule pour une courte durée (< 30 minutes) afin

de se rendre au véhicule sans crainte que celui-ci ne soit emprunté par un autre membre entre temps. La Figure 8.4 présente la distribution de ce comportement au sein du service Auto-mobile. On s'aperçoit alors que la majorité des emprunts se font via une réservation du véhicule (~83%) avec une distribution assez étendue et dont moins de 11% des membres avaient réservé le véhicule pour une durée de plus de 30 minutes (enchaînements de réservations successives observées dans le jeu de données). D'ailleurs, il se pourrait qu'une variabilité soit observée au niveau du comportement chez les membres. Par contre, les données capturées ne permettant pas de distinguer les emprunts en fonction du membre, il a été contraint de s'attarder à un niveau système.

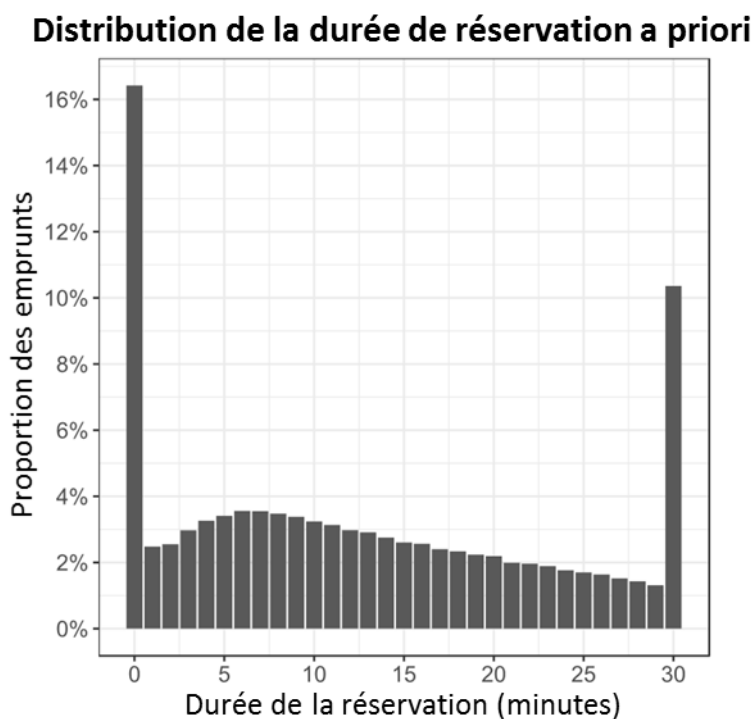


Figure 8.4 Distribution des emprunts selon la durée de la réservation a priori (troncature à droite)

8.4.1 Exploration descriptive de la relation entre la durée de réservation a priori et des variables explicatives

Un effort afin de trouver une relation entre la durée de la réservation et d'autres variables explicatives a été tenté. La densité des membres actifs, la disponibilité des véhicules à proximité, le moment de la journée et la densité spatiale des emprunts ont tous donnés des résultats

similaires : même si une certaine variation du temps de réservation est perçue, les indicateurs de dispersion statistique montrent des écarts considérables entre les classes (Figure 8.5).

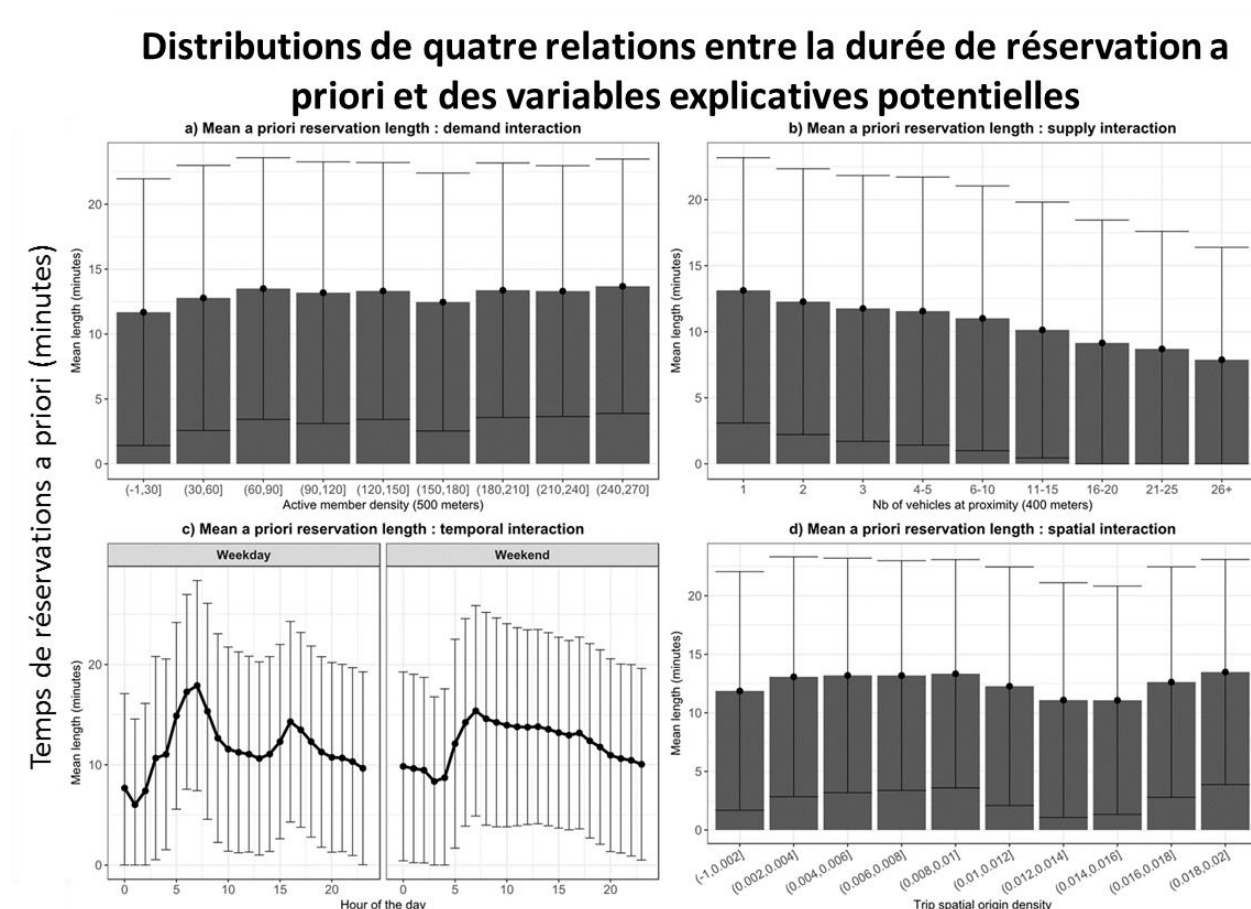


Figure 8.5 Distributions de la durée de réservation a priori selon des variables reliées à la demande (a), à l'offre (b), au temps (c) et à l'espace (d)

Les relations montrées à la Figure 8.5 montrent des relations qui sont à première vue attendues. Toutefois, la grande variabilité des durées observées dans les classes rend l'utilisation de ces variables dans un modèle futur plus limitée. Par exemple, lorsqu'on observe le temps de réservation selon le nombre de véhicules disponibles à proximité (b) (400 mètres de l'origine de l'emprunt), une relation inversement proportionnelle est constatée, ce qui est tout à fait logique.

Au niveau de la relation avec les heures de la journée (c), on peut voir durant la période de pointe du matin et de l'après-midi en semaine qu'un temps moyen de blocage du véhicule est plus élevé : il y a davantage de demande lors de ces périodes et donc une compétitivité plus élevée. De plus, la pointe du matin est plus sensible à ce phénomène.

Pour ce qui est des graphes (a) et (d), la relation observée est majoritairement invariable. De plus, comme adressé précédemment, la variable est forte entre les classes, peut importe la relation étudiée.

8.4.2 Modèle proposé afin d'estimer le temps de réservation a priori

Les durées des emprunts capturés étant artificiellement gonflés par la durée de blocage du véhicule, une méthode ou un modèle devra être développé afin d'adresser ce biais. D'abord, un modèle imbriqué en deux temps a été considéré. Un modèle de régression logistique ayant comme variable dépendante la présence ou non de réservation a priori, puis un modèle de régression linéaire avec la durée de la réservation comme variable dépendante n'a pas donné de résultats significatifs. Pour ces raisons, l'aspect modélisation du comportement du membre lors de la réservation d'un véhicule a priori s'est effectué selon une approche simplifiée.

En effet, la durée d'emprunt au niveau du jeu de données capturées doit impérativement être ajustée pour tenir compte de la réservation a priori, sinon les emprunts auront des durées artificiellement trop élevées. Afin de tenir compte de cet enjeu et de respecter le caractère aléatoire de la réservation a priori, une moyenne de durée de réservation selon la durée d'emprunt sera alors calculée avec les données géolocalisées. La Figure 8.6 montre la relation entre la durée de réservation et d'emprunt. On peut ainsi voir la grande dispersion des valeurs, mais également qu'en tenant en compte la durée totale de l'emprunt, la durée de réservation est limitée dans son amplitude, ce qui permettra de ne pas trop diminuer les durées capturées.

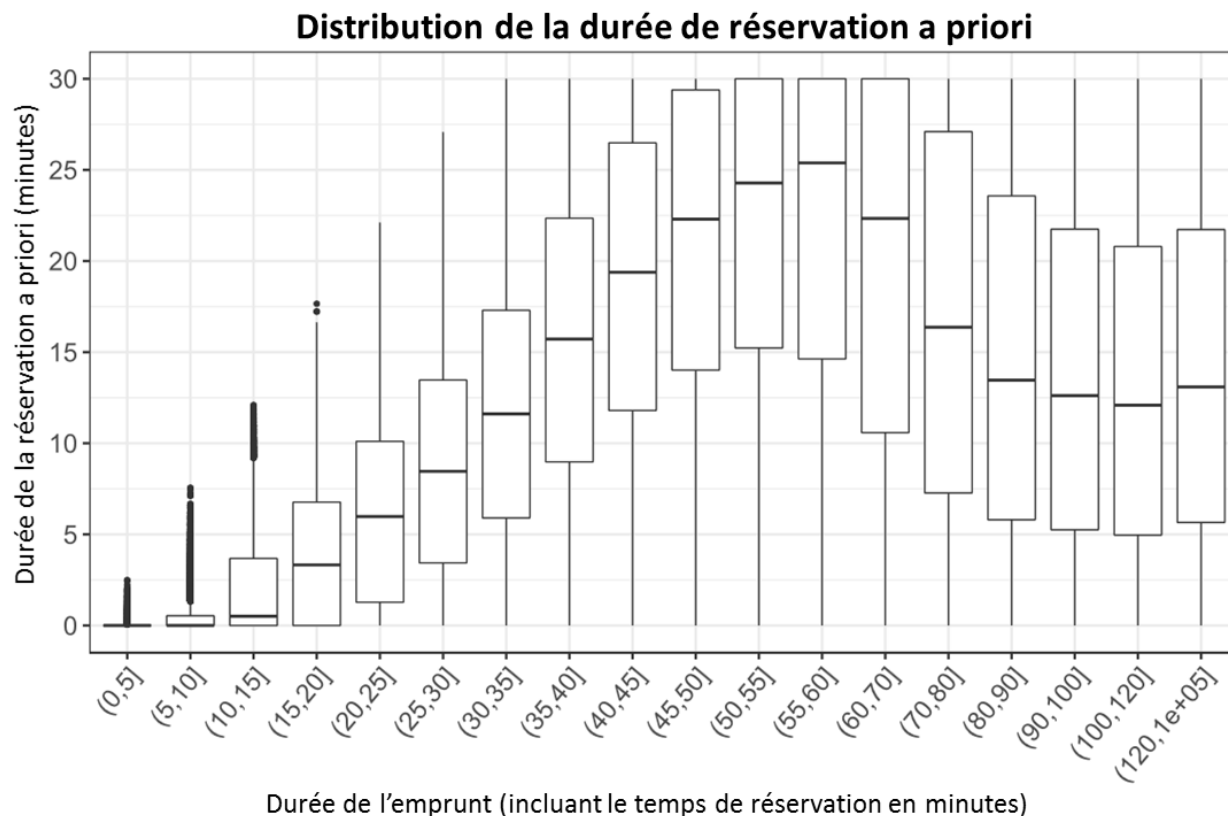


Figure 8.6 Distribution des durées de réservation a priori selon la durée d'emprunt totale

La Figure 8.6 présente la relation entre les distributions de durées de blocage d'un véhicule ainsi que la durée de l'emprunt (en classes). On observe que la durée de blocage s'accroît progressivement au fur et à mesure que la durée de l'emprunt augmente. Toutefois, pour les emprunts totalisant plus d'une heure d'emprunt, la durée de blocage moyenne régresse. Il n'est pas clair pourquoi un tel comportement est observé, ni la corrélation de ce comportement avec des variables explicatives potentielles. En tout et pour tout, la durée moyenne pour chaque classe d'emprunt est employée afin de réduire le temps total de l'emprunt capturé.

8.5 Modèle de classification d'emprunts capturés

8.5.1 Estimation du modèle

Pour la troisième étape de la méthodologie, un modèle de classification des emprunts est estimé à l'aide de l'ensemble de données GPS préalablement annotés. Étant donné la richesse limitée des variables disponibles dans l'ensemble de données capturées, le modèle multinomial logit sera

estimé à l'aide de quatre variables, à savoir deux variables continues pour la distance OD ainsi que la durée de l'emprunt (sans réservation a priori) et deux variables catégorielles pour le moment de la semaine (semaine / fin de semaine) et le moment de la journée du début de l'emprunt. Le Tableau 8.4 présente les coefficients du modèle après son estimation tandis que le Tableau 8.5 présente la matrice de confusion résumant les performances du modèle.

Tableau 8.4 Résultats de l'estimation du modèle multinomial logit

Variable	Chaînes ouvertes	Chaînes fermées	Autres
intercept	-4.439	1.666	-3.036
od_distance_meters	-0.0004	-0.009	-0.002
trip_length_hours	9.740	10.280	10.200
bin_weekend	0.236	0.487	0.352
bin_hour_start_5am_7am	0.525	0.850	0.0382
bin_hour_start_8am_10am	0.472	0.754	0.137
bin_hour_start_11am_2pm	0.451	0.730	0.221
bin_hour_start_3pm_6pm	0.482	0.320	-0.016
bin_hour_start_7pm_Midnight	0.583	0.344	0.125

Notes: Les p-values sont à < 0.001 excepté pour le coefficient bin_hour_start_3pm_6pm qui est à 0.007

Tableau 8.5 Matrice de confusion de la performance du modèle

Type d’emprunt (Données GPS : 15 871 observations)		Prédiction				Total
		Déplacements directs	Chaînes ouvertes	Autres	Chaînes fermées	
Référence	Déplacements directs	9 267	247	6	40	60,20%
	Chaînes ouvertes	998	1 197	142	0	14,70%
	Autres	108	152	534	228	6,40%
	Chaînes fermées	8	0	73	2 871	18,60%
	Total	65,40%	10,10%	4,80%	19,80%	100,00%

La matrice de confusion montre une performance du modèle relativement élevée avec un taux de bonne classification à 87,4%. Le modèle est performant pour identifier correctement les déplacements directs et les chaînes fermées de l'échantillon d'apprentissage avec respectivement 97,0% et 97,3% de taux de bonne classification. Cependant, le modèle a davantage de difficulté à

identifier les chaînes ouvertes avec un taux de vrai positif à seulement 51,3%, puisque 42,7% d'entre elles sont classifiées comme étant à tort en déplacements directs. Ceci était à entrevoir étant donné la zone de chevauchement qui existe entre ces deux types d'emprunts, lorsque visualisés, comme sur la Figure 8.3.

8.5.2 Application du modèle

L'application du modèle s'effectue sur les emprunts capturés dont la durée d'emprunt a au préalable été amputée selon la technique présentée à la section 8.4. Les résultats de cette classification sont retrouvés au niveau du Tableau 8.6.

Tableau 8.6 Distribution des emprunts capturés selon la classification développée

Source de données	Application de la réduction du temps d'emprunt	Déplacements directs	Chaînes ouvertes	Chaînes fermées	Autres
Emprunts OD capturés Communauto	Sans correction	32.0%	38.1%	23.4%	6.4%
Emprunts OD capturés Communauto	Avec correction	60.7%	12.5%	22.1%	4.7%

Les résultats sont scindés en deux groupes selon l'application ou non de la correction du temps d'emprunt a été effectuée ou non sur l'échantillon d'emprunts capturés. On peut ainsi observer que l'emploi d'une telle méthode a un impact significatif sur les résultats avec un taux de déplacements directs qui est près du double une fois l'amputation effectuée. Somme toute, même si les proportions ne sont pas identiques à celles observées dans l'échantillon GPS, les résultats du modèle appliqué sur les données GPS offrent un portrait représentatif de la réalité.

8.6 Validation de la littérature

Finalement, une validation des méthodes retrouvées dans la littérature a été effectuée. Pour chaque étude, la méthode proposée par les auteurs a été appliquée sur l'échantillon de données capturées de Communauto en plus d'appliquer la méthode proposée dans ce chapitre.

Tableau 8.7 Application des méthodes retrouvées dans la littérature (basé sur le Tableau 2.4)

Id	Étude	Type d'emprunt	Précision	Résultats diffusés de l'étude	Résultats avec la méthode de l'étude référencée sur les données capturées	Résultats avec la méthode proposée au chapitre 8 sur les données capturées
1	(Schmöller et al., 2014)	Chaînes fermées	Avec amputation de la durée d'emprunt	8-11%	29.4%	25.4%
2	(Wielinski, 2014)	Chaînes fermées	Avec amputation de la durée d'emprunt	20.5%	29.4%	25.4%
3	(Boldrini et al., 2017)	Déplacements directs		7-12%	5.4%	57.7%
4	(Boldrini et al., 2017)	Déplacements directs	Avec amputation de la durée d'emprunt	7-12%	7.6%	57.7%
5	(Boldrini et al., 2017)	Chaînes ouvertes		79-89%	64.7%	10.3%
6	(Boldrini et al., 2017)	Chaînes ouvertes	Avec amputation de la durée d'emprunt	79-89%	66.4%	10.3%
7	(Boldrini et al., 2017)	Chaînes fermées		3-9%	21.4%	25.4%
8	(Boldrini et al., 2017)	Chaînes fermées	Avec amputation de la durée d'emprunt	3-9%	22.9%	25.4%
9	(Wang et al., 2017)	Déplacements directs		97%	59.0%	57.7%
10	(Wielinski et al., 2018)	Déplacements directs	Inclus également les chaînes ouvertes	74%-84%	75.0%	76.9%
11	(Wielinski et al., 2018)	Chaînes fermées		14-23%	18.1%	20.8%

Le plus grand écart se retrouve au niveau de l'étude de Boldrini et al. (2017). L'étude n'indique pas si la possibilité de réserver un véhicule a priori est offerte aux membres, donc les deux cas de figure ont été testés. Les chaînes ouvertes sont surestimées (méthode de l'étude de référence) de 6 à 9 fois le niveau attendu (méthode proposée au chapitre 8). Ceci est dû à une trop grande restriction au niveau de la durée allouée pour qu'un emprunt soit classifié comme étant un déplacement direct. La présence de congestion et possiblement d'un temps de réservation a priori augmentent le temps d'emprunt global, ce que la méthode employée ne semble pas considérer. Pour ce qui est de Wang et al. (2017), les résultats sont très près de ceux obtenus avec la méthode proposée dans ce chapitre. Les auteurs ont pris en compte la congestion routière et la réservation a priori dans leurs critères de classification, mais leurs règles (temps sur réseau + 50 minutes)

pour discriminer les déplacements directs ne se basent sur aucune analyse de sensibilité ou autres considérations afin de justifier l'emploi de telles valeurs.

Somme toute, la méthode présentée dans ce chapitre permet une classification sommaire d'emprunts provenant de données capturées. Cette méthode est développée suivant l'exploitation de données passives complémentaires (GPS, géolocalisées) afin de développer le modèle de classification et ce, contrairement aux méthodes recensées dans la littérature. Ces méthodes se basent sur des hypothèses non validées et disparates, ce qui motive la recherche effectuée à ce sujet. Sans être parfait, le modèle proposé permet une exploitation plus juste des données capturées. En revanche, la transférabilité spatiale du modèle requiert encore du travail puisque plusieurs facteurs comme le temps permis à un membre afin de bloquer un véhicule (réservation a priori) ainsi que le niveau de congestion routière d'une région peuvent affecter les durées des emprunts et par le fait même la calibration du modèle. Cependant au stade du modèle actuel, ce dernier pourrait servir comme méthode de base afin de classer des emprunts capturés. Des ajustements supplémentaires pourraient alors avoir lieu afin d'apporter une correction selon le contexte d'étude. Également, il serait intéressant dans une seconde mouture de considérer l'identification des activités de relocalisation effectuées par l'opérateur (pour question de relocalisation ou de maintenance) à l'intérieur de l'ensemble des emprunts capturés.

CHAPITRE 9 DISCUSSION GÉNÉRALE

Ce chapitre vise à dresser un retour sur les objectifs de recherche ainsi que les contributions de la thèse avant de poursuivre sur une discussion des dites contributions. Le titre de cette thèse étant la modélisation des membres et de leur comportement dans un écosystème de services d'autopartage à Montréal, l'objectif structurant de la thèse est de contribuer à l'avancement des connaissances en situant le comportement des membres (et leurs caractéristiques) en fonction de plusieurs dimensions complémentaires, tel que représenté à la Figure 9.1.

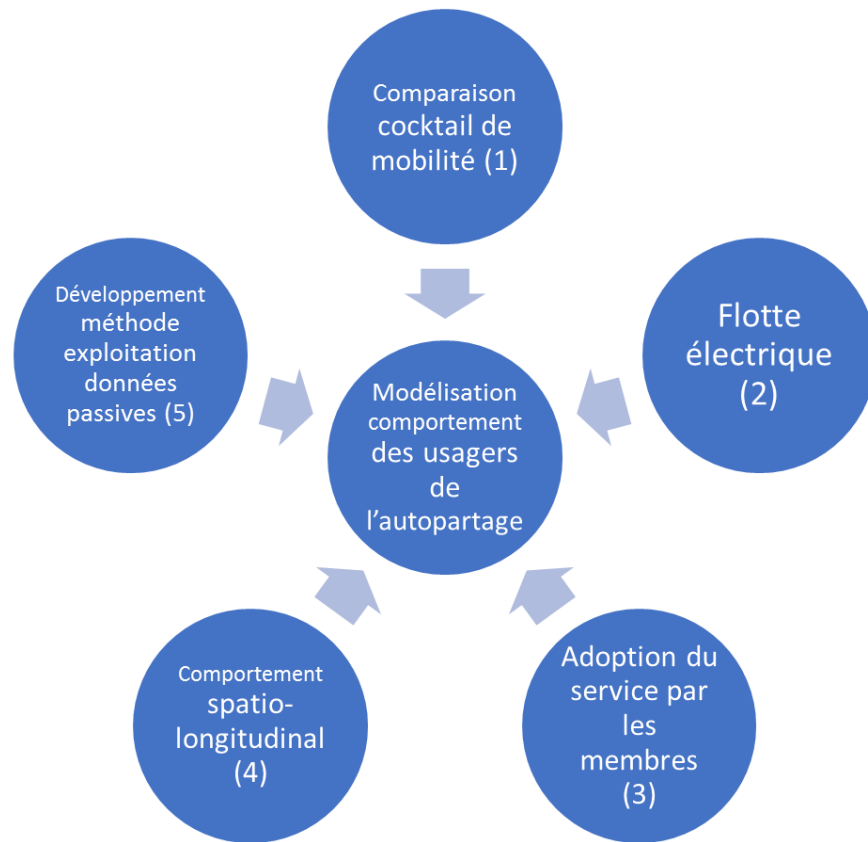


Figure 9.1 Représentation à haut niveau des contributions de la thèse

9.1 Synthèse des chapitres portant sur les contributions de la thèse

9.1.1 Enquête sur la composition sociodémographique et de la mobilité des membres de l'autopartage et du vélopartage

L'article présenté au chapitre 4 traite deux enquêtes de type origine-destination afin de dresser le portrait des membres (et de leur mobilité) provenant de l'autopartage et du vélopartage. À l'aide des données transactionnelles de chaque opérateur, une couche de segmentation supplémentaire est appliquée à chaque type de membre en fonction de l'intensité d'utilisation du service. Une première analyse descriptive met en contraste les différences au niveau du membre et du ménage, tandis qu'une seconde analyse reprend la même méthode afin de présenter la distribution de la part modale des membres. Finalement, un modèle multinomial logit est estimé afin de consolider les connaissances dégagées précédemment.

Les résultats démontrent des différences sociodémographiques entre les deux groupes de membres, notamment en moyenne les membres du vélopartage sont plus jeunes, avec une proportion d'étudiants plus élevée et un taux de possession automobile également supérieur au niveau du ménage. Les membres de l'autopartage possèdent des titres mensuels de transport collectif en plus grand nombre, leur ménage est caractérisé par une présence d'enfants plus grande, mais aussi par une plus grande représentativité au niveau des classes de revenus les plus faibles.

Au niveau modal, les membres de l'autopartage montrent une utilisation du TC ainsi que du vélo personnel plus élevée. Pour le vélopartage, les membres ont une plus grande part modale dédiée à l'auto conducteur, mais les usagers de l'autopartage avec l'intensité d'utilisation la plus grande affichent un taux comparable à leur homologue du vélopartage. Le changement modal suite à la fermeture du service de vélopartage (et de la venue de conditions davantage hivernales) fait en sorte que les membres de l'autopartage augmentent leur utilisation du TC et de la marche (baisse du vélo personnel), tandis que les membres du vélopartage se tournent vers le TC, mais surtout l'automobile conducteur.

Les contributions des recherches conduites au chapitre 4 sont situées au niveau des concepts de la littérature tel qu'à la Figure 9.2.

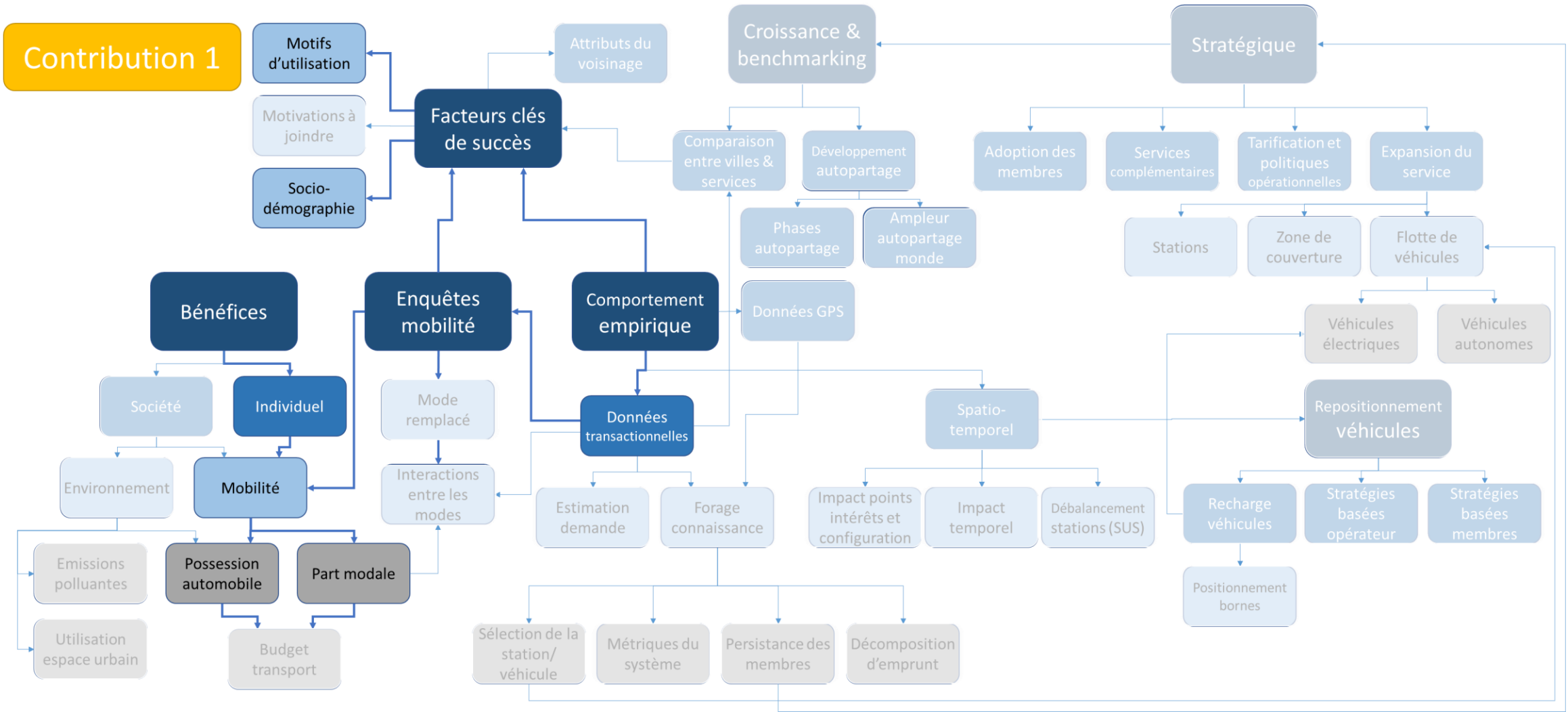


Figure 9.2 Positionnement de la contribution 1 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6

9.1.2 Caractérisation de la différence d'usage entre les véhicules électriques et hybrides dans un service d'autopartage en libre-service intégral

L'article présenté au chapitre 5 vise à exposer la différence d'utilisation entre les deux types de véhicules présents dans la flotte du service LSI de Communauto. À l'aide des données transactionnelles et GPS, le comportement des membres dans un contexte de début de service est exposé.

Une première analyse qui met en perspective la différence d'utilisation selon la distance parcourue démontre la cassure de l'utilisation des véhicules électriques après la marque des 24 kilomètres. Les statistiques spatiales montrent également une plus faible proportion des lieux d'activité situés à l'extérieur de la zone de couverture lors de l'usage de véhicules électriques, en plus de suggérer une plus faible dispersion spatiale.

Finalement, un modèle de régression logistique, où le véhicule choisi lorsqu'un membre est en situation de choix, fait office de variable dépendante, montre les variables affectant le choix d'un véhicule électrique. En effet, la température (basse), le genre (femmes), le niveau de charge (bas) ainsi que la distance de parcours désirée (élevée) affectent négativement le rapport de cote de choisir un véhicule électrique lorsque le membre est confronté à deux types de véhicule dans un rayon de 100 mètres.

Les contributions des recherches conduites au chapitre 5 sont situées au niveau des concepts de la littérature tel qu'à la Figure 9.3.

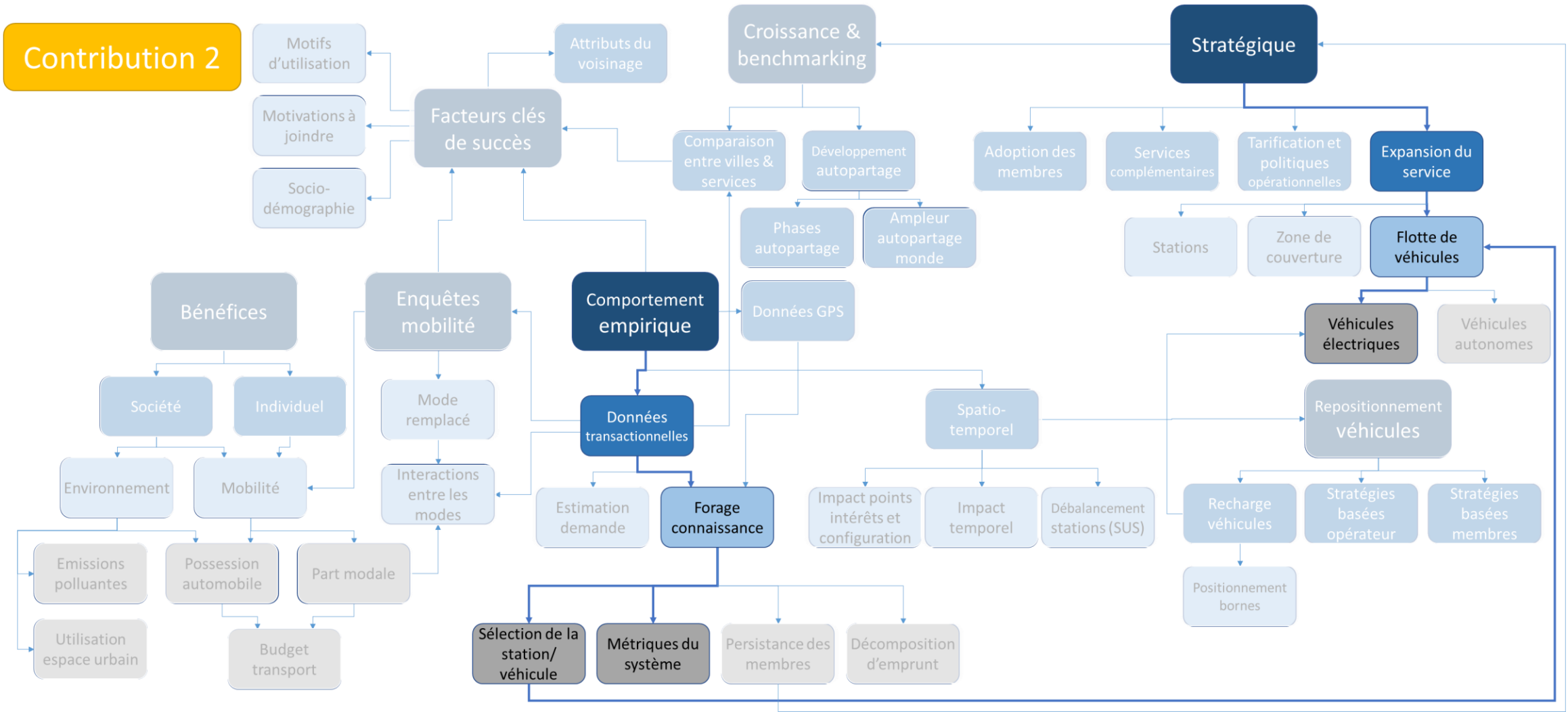


Figure 9.3 Positionnement de la contribution 2 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6

9.1.3 Dynamique de l'adoption des membres dans un contexte de services d'autopartage complémentaires

L'article présenté au chapitre 6 traite de la dynamique d'adoption longitudinale dans une situation où un service d'autopartage en LSI est intégré à un service basé stations existant.

Premièrement, l'article propose une nouvelle classification des membres. Afin de tenir compte des différentes classes de membres, le lieu du domicile du membre, le moment où l'adoption s'effectue, l'historique d'utilisation du membre et le type d'abonnement sont employés dans l'arbre de classification. Cette classification est importante dans la mesure où l'adoption d'un écosystème d'autopartage est moins triviale que celle d'un service seul.

Au niveau des résultats, la dynamique d'adoption est décortiquée en premier lieu selon le type de membre à la hauteur du service, puis selon chaque zone d'expansion. L'adoption observée démontre les différences entre les classes de membres, mais l'adoption à travers les zones semble se comporter d'une façon similaire. Afin d'aider des opérateurs dans leur capacité à prédire le niveau d'adoption par type de membre, un nombre moyen de membres par classe est suggéré.

Finalement, le cas de Québec est observé pour fins de comparaisons avec celui de Montréal. Un modèle de base est estimé avec comme variable dépendante le nombre de membres actifs 6 mois avant l'ouverture de la zone de libre-service intégral. Même si le niveau d'adoption est similaire, des facteurs non indentifiés ont causé un niveau d'adoption inférieur pour les membres du service LSI. Ainsi, des composantes à intégrer dans un modèle imbriqué en deux temps sont discutés afin d'estimer le niveau d'adoption suivant l'intégration d'un libre-service intégral à un service basé stations.

Les contributions des recherches conduites au chapitre 6 sont situées au niveau des concepts de la littérature tel qu'à la Figure 9.4.

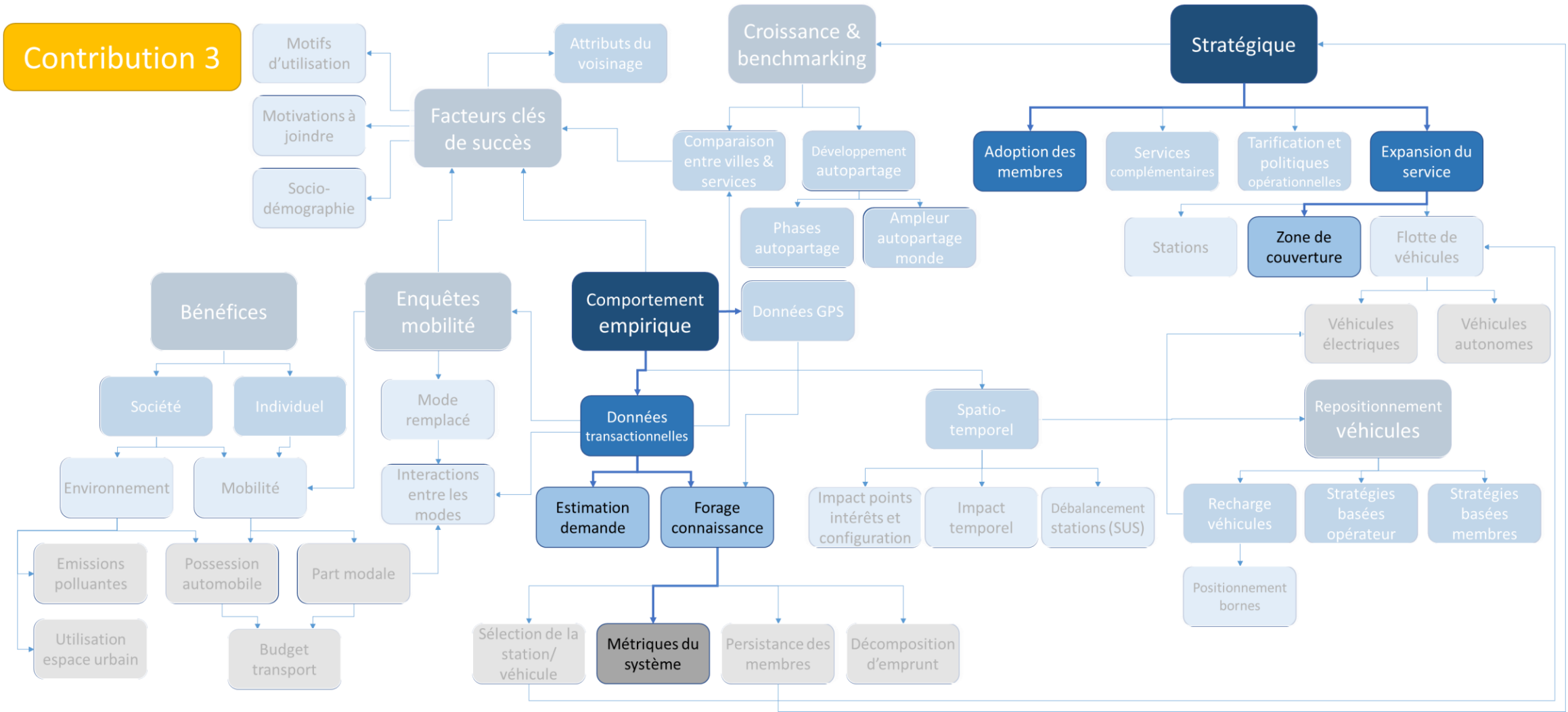


Figure 9.4 Positionnement de la contribution 3 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6

9.1.4 Caractérisation de l'intensité d'usage et du comportement spatio-longitudinal des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral

L'article présenté au chapitre 7 exploite les données transactionnelles et géolocalisées afin d'exposer le comportement des membres dans un service en LSI.

Tout d'abord, l'intensité d'usage des membres est catégorisée par période de 90 jours afin de créer 4 classes de membres : faible-fréquence, moyenne-fréquence, haute-fréquence et très-haute-fréquence.

Une première analyse sur l'usage enregistrée par les deux services montre la croissance constante du service LSI en termes d'emprunts et de membres actifs, tandis qu'une stagnation/déclin léger est observée pour le service basé stations. Aussi, l'intensité d'usage du service observée par les membres au cours d'une période affiche également une croissance : au fil du temps, un plus grand nombre de membres dits haute-fréquence et très-haute-fréquence sont retrouvés dans la base de données.

L'analyse spatio-longitudinale est commencée par la suite. La contribution se fait notamment au niveau de la relation entre les emprunts et d'autres objets comme le lieu du domicile des membres et le réseau du métro.

Puis, l'enchaînement d'emprunts des membres est évalué. On remarque une relation entre l'intensité d'usage et l'augmentation d'emprunts symétriques. De plus, les distributions des durées entre deux emprunts, qui agissent essentiellement comme proxy au temps d'activité, montrent une distribution bimodale où les durées s'apparentent à des activités de motif travail mais ce, seulement pour les classes d'usage les plus élevées.

Finalement, l'article termine sur le rythme d'exploration du territoire ainsi que la récurrence spatiale. L'aire cumulée formée par les origines et destinations des emprunts est employée comme indicateur et l'on remarque une croissance période après période de l'espace d'activité avec un ralentissement au niveau de celle-ci après quelque temps. Naturellement, les membres affichant l'usage le plus élevé ont de façon notable la couverture spatiale la plus étendue.

Les contributions des recherches conduites au chapitre 7 sont situées au niveau des concepts de la littérature tel que montré à la Figure 9.5.

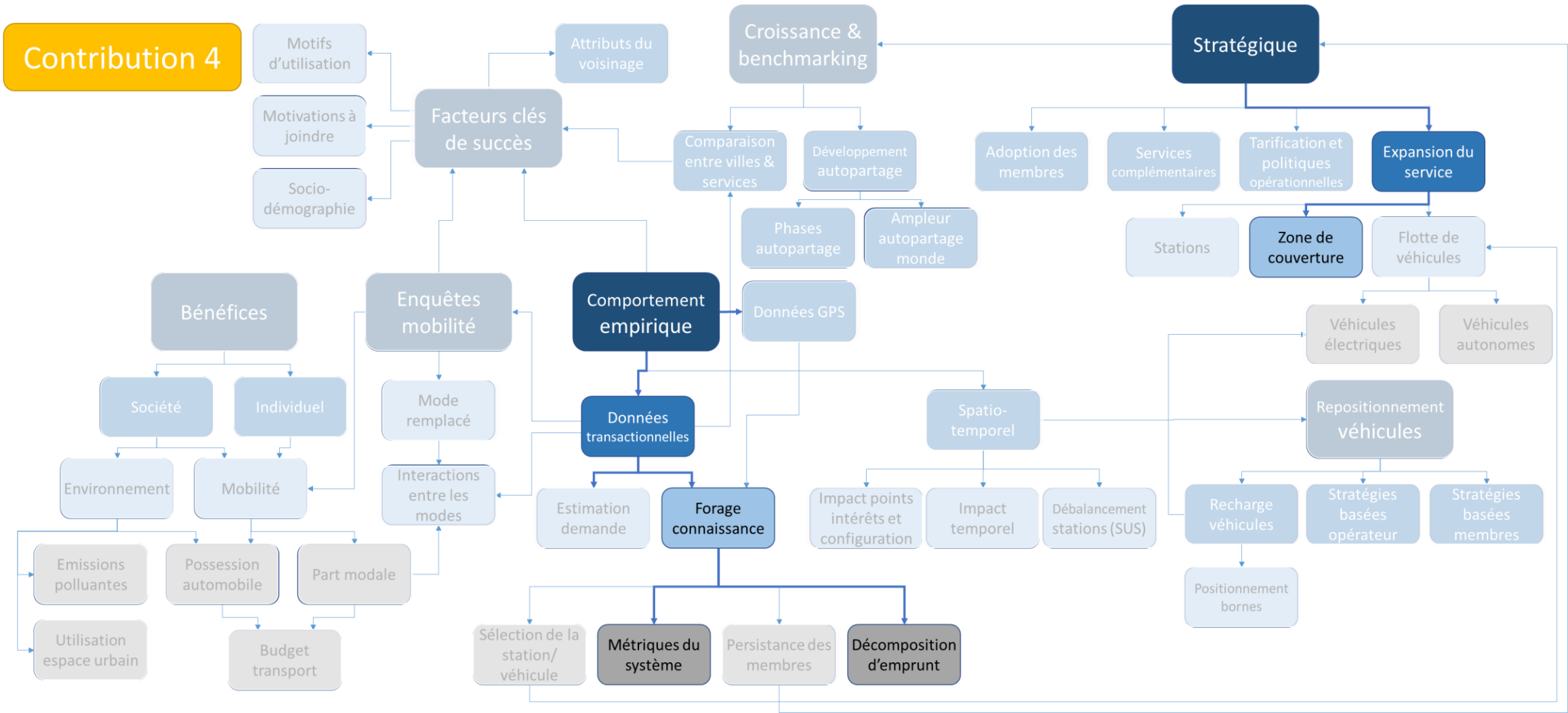


Figure 9.5 Positionnement de la contribution 4 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6

9.1.5 Développement méthodologique permettant l'exploitation des données passives capturées dans la modélisation du comportement des membres d'un service d'autopartage en libre-service intégral

Cette méthode présentée au chapitre 8 propose de caractériser les emprunts déduits d'une capture systématique de la position des véhicules d'un service d'autopartage en LSI. La méthodologie est scindée en quatre étapes.

D'abord, les données GPS sont employées afin de classer un premier échantillon d'emprunts. Avec la richesse qu'offre cet ensemble de données, les données GPS sont les plus aptes à représenter fidèlement le comportement du membre. Une étude de certaines variables clés a permis d'identifier trois indicateurs permettant de segmenter les emprunts, soit la distance origine-destination, le rapport entre la distance OD et la distance parcourue et finalement la présence d'un ou plusieurs arrêts au cours de l'emprunt.

Puis, la méthode se penche sur la modélisation du temps de réservation a priori d'un véhicule. Étant donné que les emprunts capturés incorporent cette durée, il est essentiel de la soustraire afin de ne conserver que le temps d'utilisation du véhicule. Étant donné le caractère hautement aléatoire du comportement de réservation, une moyenne en fonction de la durée totale de l'emprunt est calculée. Ces valeurs moyennes seront employées afin de déduire les durées d'emprunts provenant de la source de données capturées.

En troisième lieu, la méthode estime un modèle avec l'échantillon d'emprunts GPS qui a été au préalable classifié. Le modèle ne comporte que des variables explicatives qui sont disponibles auprès des données capturées, c'est-à-dire la distance OD, la durée d'emprunt, le moment de la journée et de la semaine. La matrice de confusion résultante montre une classification avec un taux de bonne classification élevée, mais un biais existe dans la mesure où une partie des chaînes ouvertes sont classées comme déplacements directs lorsqu'ils ne devraient pas l'être.

La prédiction des emprunts se fait à l'aide du modèle estimé précédemment et des emprunts capturés dont la durée totale a été amputée afin de tenir compte de la réservation a priori.

Finalement, une comparaison avec les méthodes retrouvées dans la littérature montre que certaines méthodes présentent un biais important tandis que d'autres études ont vu leurs résultats être validés, mais dont la généralisation de la méthode n'a pas été démontrée.

Les contributions des recherches conduites au chapitre 8 sont situées au niveau des concepts de la littérature tel qu'à la Figure 9.6.

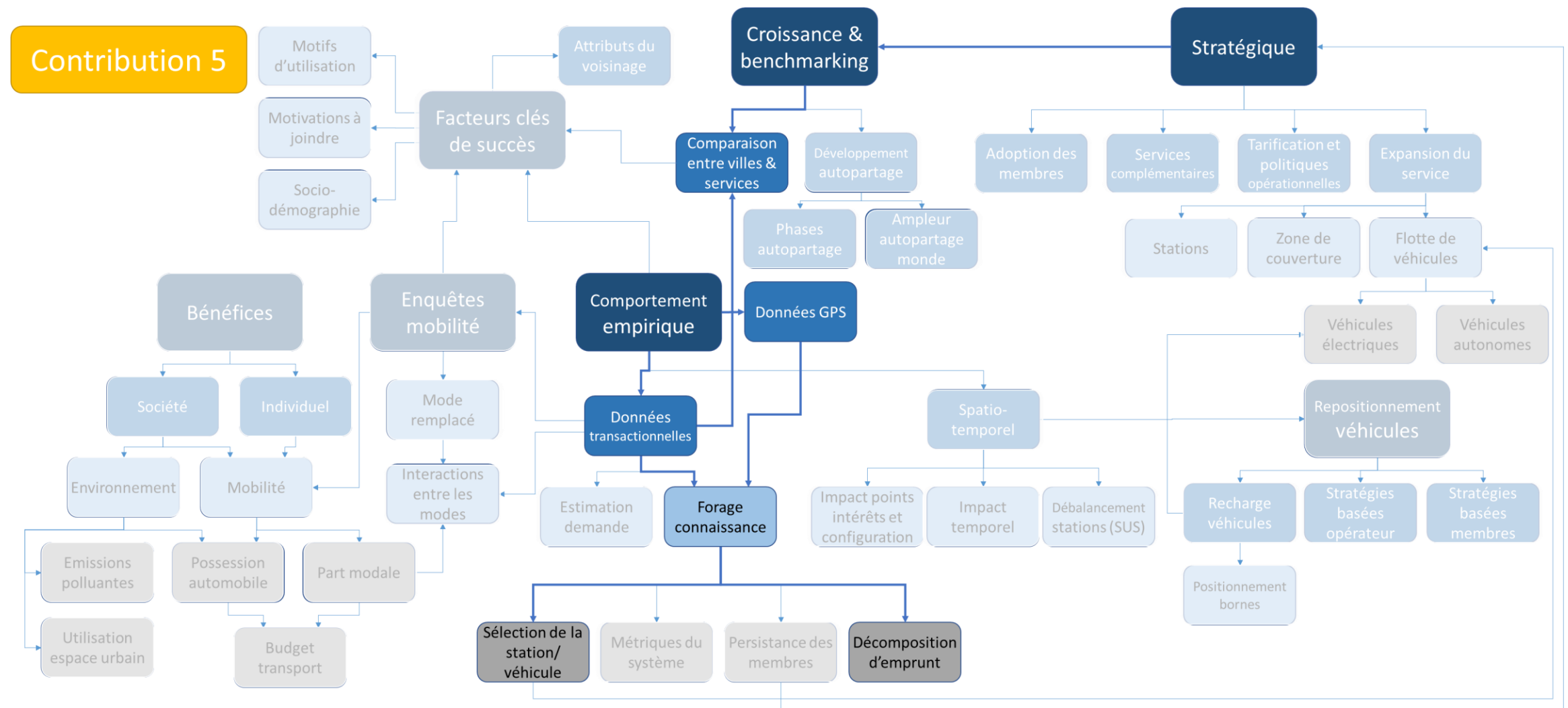


Figure 9.6 Positionnement de la contribution 5 selon le schéma des concepts de la littérature introduit à la section 2.6

9.2 Discussion générale

L'objectif structurant de cette thèse étant de contribuer à l'avancement des connaissances au niveau de la caractérisation des membres de l'autopartage ainsi que de leur comportement; il a été exploré sous 5 dimensions complémentaires.

9.2.1 Portrait de mobilité des membres de l'autopartage

Cette dimension compare les membres d'un service d'autopartage et de vélopartage à Montréal dans un contexte où l'enquête origine-destination régionale était déployée à l'automne 2013. Étant donné que le libre-service intégral ne faisait que débuter durant cet horizon temporel, la comparabilité entre les membres des deux services d'autopartage n'a pu être effectuée pour des raisons de représentativité.

Les résultats du chapitre 4 démontrent des différences, tant au niveau des caractéristiques personnelles, du ménage ou bien en termes de mobilité entre les membres du vélopartage et de l'autopartage, mais qu'en serait-il des membres de l'autopartage en libre-service intégral? Leurs caractéristiques seraient-elles davantage en lien avec l'autopartage basé stations, le vélopartage ou bien à mi-chemin entre les deux? Sans études comparatives justes, il est difficile de s'avancer, mais quelques éléments pourraient nous guider afin de raffiner nos hypothèses.

Tout d'abord, au niveau sociodémographique, l'étude de Wielinski et al. (2015) présente les membres du LSI comme davantage jeunes et avec une prépondérance accrue pour les hommes, ce qui à première vue laisserait présager une plus grande similarité avec des membres du service de vélopartage. En revanche, l'analyse descriptive du chapitre 7 semble porter à croire que ces différences s'atténuent dans le temps, ce qui rapprocherait les membres du LSI davantage à ceux de l'autopartage une fois l'adoption des membres de type « early adopters » effectuée. Par contre, est-ce une caractéristique du comportement des membres que l'on pourrait généraliser dans un autre marché ou bien est-ce une particularité du cas de Montréal où le service basé stations est offert conjointement? L'étude du chapitre 6 montre qu'une importante part des membres utilisant le service LSI sont de prime abord des membres provenant du service basé stations, référant donc à une caractéristique du contexte montréalais.

Considérant que les politiques opérationnelles mises en place par Communauto ont contribué à réduire les barrières à l'adoption de ce groupe d'utilisateurs, la segmentation de la clientèle ne serait peut-être plus vue sous une perspective dichotomique, mais bien sous un spectre : allant d'exclusivement usager du service basé station à exclusivement utilisateur du libre-service intégral. Il serait par conséquent pertinent pour une future enquête de mobilité, en donnant suite à celle de Wielinski, Trépanier et Morency (2017a), de sonder les membres de Communauto et d'utiliser le numéro unique du membre afin de le positionner sur ce spectre d'appartenance.

L'article du chapitre 4 ne permettait seulement que d'identifier le membre dans la base de données de l'opérateur reliée à l'enquête. En sondant les répondants des deux services d'un même opérateur, l'accès aux données serait ainsi facilité et donc le portrait de mobilité des membres serait plus juste. Au final, au lieu de comparer les caractéristiques entre les deux types de service, il serait plus approprié d'étudier les relations de ces variables sous un axe continu borné entre 0 (exclusivement basé station) et 1 (exclusivement libre-service intégral) et dont les variables dépendantes seraient les caractéristiques sondées.

Au niveau des motifs d'utilisation, l'enquête du chapitre 4 n'en fait pas mention. La littérature montre une proportion importante des déplacements avec motif travail pour les usagers membres du vélopartage (Buck et al., 2013), tandis que l'autopartage basé stations est utilisé davantage pour motifs personnels, de plaisance et de magasinage (Millard-Ball et al., 2005). Des indices qui nous permettraient de situer le libre-service intégral davantage en lien avec le vélopartage sont exposés au chapitre 7. En effet, l'analyse sur les déplacements symétriques montre que les membres utilisant avec le plus de vigueur le service, affichent une proportion d'emprunts symétriques plus élevée. De plus, ces emprunts symétriques ont des « temps d'activité déduits » similaires à ceux d'un motif travail habituel (RTM, 2013). Cependant, ce comportement n'est pas généralisé à l'ensemble des membres.

Pour ce qui est de la possession automobile, l'enquête (chapitre 4) montre un nombre moyen de véhicules inférieur pour les ménages membres de l'autopartage. Les données passives ne pouvant pas statuer sur le cas du libre-service intégral à Montréal, la littérature montre un plus haut niveau de possession automobile pour les membres du LSI que ceux du TRAD (Namazu et Dowlatabadi, 2018). Par contre, la façon dont se comparent les membres du LSI à ceux du vélopartage reste à ce stade une question de recherche future.

9.2.2 Portrait de l'utilisation de véhicules électriques dans une flotte mixte

Cette dimension compare l'usage que la clientèle du libre-service intégral en fait selon le type de véhicule choisi, soit les véhicules électriques ou les véhicules hybrides. L'étude se base sur les données transactionnelles des 22 premiers mois du service, tandis qu'au niveau spatial seulement des 8 premiers. Considérant que la mixité n'a été introduite qu'au 4^e mois du service et que le nombre de véhicules électriques est resté au même niveau qu'à l'ouverture, les résultats présentés correspondent au portrait d'un service qui n'est pas tout à fait mature. En effet, l'adoption présentée au chapitre 6 ainsi que l'évolution du service au chapitre 7 montrent que le niveau d'activité généré par le service augmente de façon significative suite à l'expansion au printemps 2015.

De plus, l'expansion de la zone de desserte, qui a permis de soutenir cette augmentation de service, a été effectuée de façon contiguë à la zone de service initiale, contrairement aux précédentes itérations. Ceci a pour effet que les membres peuvent ainsi limiter la distance parcourue hors de la zone de desserte lorsqu'ils se déplacent vers leur destination finale. Ceci pourrait augmenter « la tolérance au risque » pour un membre lorsqu'il utilise un véhicule électrique, puisqu'il pourra mettre fin à l'emprunt si le besoin s'en fait ressentir et ne pas craindre de devoir subir des pénalités par l'opérateur pour avoir dépassé le seuil d'autonomie minimal du véhicule par exemple. Également, l'étude ne prend en considération que la première génération de véhicules mis à la disposition des membres. Ces véhicules ont la particularité d'avoir une autonomie significativement moindre que les générations subséquentes. De plus, tel que l'indique l'étude de Müller et al. (2015), l'inconnu face à l'utilisation de véhicules électriques peut occasionner un frein à son utilisation. Donc, l'effet du temps pourrait également contribuer à atténuer la différence entre les types de véhicules si l'on estime que cette barrière serait amoindrie avec le temps.

La décision d'intégrer des véhicules électriques reste un enjeu stratégique pour un opérateur considérant que ces véhicules n'accaparent qu'une faible proportion du marché (EV-Volumes, 2018). Le chapitre 5 démontre que même si des différences sont exposées entre les deux types de véhicules, la majorité des emprunts se font sous un seuil parfaitement adapté à l'autonomie des véhicules électriques. Par contre, comme (Robert, 2015) en fait mention, le plus faible pourcentage d'emprunts qualifiés de « longue distance » peut réduire le taux d'utilisation de ces

véhicules, ce qui peut directement affecter leur rentabilité. L'article du chapitre 5 fait état que même si les véhicules électriques représentaient 23,0% de la flotte, seulement 16,2% des emprunts ont été effectués par ce type de véhicule. On peut également penser que le taux d'utilisation serait encore moindre si ce taux avait été calculé selon la distance parcourue et non pas le nombre d'emprunts.

Considérant les éléments exposés comme l'augmentation de la zone de desserte, l'autonomie plus élevée des nouveaux modèles et le phénomène d'apprentissage par les membres, une suite directe à cette étude n'est pas recommandée. Du moins, pas en tenant compte des nombreuses facettes stratégiques du service encore à explorer. En revanche, deux aspects peuvent être soulignés.

Premièrement, le côté opérationnel de la gestion de ces véhicules reste un enjeu important dont une automatisation/optimisation peut être bénéfique pour l'opérateur. Des efforts de compréhension du comportement des membres comme ceux présentés au chapitre 7 doivent être continués afin d'aider à l'établissement de modèles de prévision de la demande qui seraient alors incorporés à la stratégie de relocalisation et de recharge de l'opérateur.

Deuxièmement, une enquête sur les impacts de réduction des émissions polluantes par une flotte électrique œuvrant dans un contexte de mobilité partagée comme le service Auto-mobile pourrait bénéficier aux opérateurs comme Communauto dans leurs démarches afin d'obtenir des subventions auprès d'organismes gouvernementaux.

9.2.3 Portrait longitudinal d'adoption du service par les membres dans un écosystème de services d'autopartage

Cette dimension se penche sur le comportement des membres quant à leur dynamique d'adoption. Dans ce cas, la dynamique exposée (chapitre 6) est comptabilisée lorsqu'un membre accède, pour la première fois, à un des deux services, ce qui démontre son intérêt envers les particularités de ce type d'autopartage. Lorsque la dynamique est présentée de façon longitudinale, l'adoption, par les membres du service basé stations, du service intégral est à son plus fort dans les premiers mois. Les raisons de cette adoption peuvent être multiples, comme le rabattement vers un véhicule en libre-service lorsqu'une station n'a aucun véhicule de disponible ou bien la possibilité d'effectuer des déplacements directs. Ces motifs peuvent être décelés à l'aide des données passives, mais l'interprétation y sera limitée. Par conséquent, un peu comme à l'instar de

l'article du chapitre 7, une analyse au niveau des nouveaux lieux d'activités effectués suite à l'adoption du libre-service intégral permettrait de raffiner la dynamique d'adoption en caractérisant l'utilisation permise par ce nouveau service. L'analyse descriptive du chapitre 7 (Figure 7.3) montre une diminution globale de l'utilisation du service basé station tandis que l'adoption (chapitre 6) montre une forte présence de membres de type « SBcs-FFcs » : un certain transfert d'utilisation entre les deux services a fort probablement eu lieu chez les membres, ce qui motive l'exploration de cet aspect dans une recherche future. Il y a également la possibilité de sonder le membre, un peu comme ce qui a été fait par Wielinski (2014) et Wielinski et al. (2015), où le membre devait caractériser l'emprunt effectué avec un véhicule Auto-mobile, mais cela entraînerait inévitablement des coûts supplémentaires d'acquisition de données.

Au niveau de la classification des membres présentée au chapitre 6, la distance du domicile du membre lors de l'adoption est un des critères employés. Lorsque l'on examine les résultats de l'analyse de la relation entre la position du domicile des membres et la position de leurs emprunts (chapitre 7), on remarque la forte dépendance avec le lieu du domicile déclaré: environ 70% des emprunts sont à proximité du domicile du membre. Il est donc normal de voir que 80% de l'adoption s'effectue lorsque le membre réside à l'intérieur de la zone de desserte.

Également, l'adoption présentée est observée selon la date d'utilisation du service pour la première fois par le membre. Ceci ne donne pas un portrait juste de l'adoption longitudinale au niveau du membre lui-même. Tel que montré par l'analyse sur l'apprentissage spatio-longitudinal des membres au chapitre 7 (Figure 7.12), les lieux d'activités progressent dans le temps.

L'article du chapitre 6 indique qu'un peu plus de 15% des membres qui n'ont jamais été abonnés à Auto-mobile font le saut en s'abonnant au service basé stations¹⁵. L'écosystème de Communauto permettrait donc à de futurs membres d'intégrer l'autopartage dans leur propre portefeuille d'outils de mobilité et ce, avec des barrières à l'entrée réduites puisqu'aucun frais fixe ou récurrent n'est imposé, contrairement au service basé stations. Une fois familiarisé avec le concept, les besoins du membre ainsi que sa perception et compréhension de l'autopartage pourraient évoluer et le service basé stations pourrait par conséquent devenir une solution intéressante. Dans un même ordre d'idée, l'effet inverse peut également subvenir lorsqu'un

¹⁵ Les données sont censurées à droite, par conséquent le taux présenté pourrait sous-estimer sa vraie valeur.

abonné du service basé station décide de ne pas renouveler son abonnement afin d'utiliser exclusivement le LSI, car il répondrait mieux à ses besoins. Donc, une prochaine estimation des impacts de l'autopartage en libre-service intégral à Montréal (chapitre 4) devrait également avoir une certaine considération temporelle si le libre-service intégral fait office de porte d'entrée à une mobilité partagée complète pour les membres actuels et futurs, ou bien une alternative viable pour ceux dont le service basé station ne convient plus.

Toujours au niveau de la possession automobile, l'étude sur les impacts de la réduction de la possession automobile auprès des membres du LSI doit être également abordée selon une approche prudente. En effet, dans l'étude de Le Vine et al. (2014), on mentionne que l'impact d'un service en sens unique sur la possession automobile des membres est limité, puisqu'une importante partie des membres se serait déjà départis de leur véhicule en étant membre d'un service basé stations. Comme le chapitre 7 indique une forte proportion des usagers ayant été au préalable membres du service basé stations, l'ajout de nouveaux véhicules ne se transposerait pas en une réduction directe du parc automobile privé. Plutôt pour ces membres, cela aurait un effet de consolidation au niveau de la non-nécessité de se procurer un véhicule personnel.

9.2.4 Portrait de l'utilisation spatio-longitudinale d'un service d'autopartage LSI

Cette dimension se penche sur l'évolution de l'intensité et du type d'utilisation du libre-service intégral. Jusqu'ici la discussion présentée reprend plusieurs éléments décrits au chapitre 7, notamment au niveau de l'analyse comparative entre l'évolution des deux services, de la relation avec le domicile des membres et de la découverte spatiale du système par les membres.

Plusieurs changements ont été apportés au service LSI au fil du temps, comme la taille et la mixité de la flotte, les politiques opérationnelles et tarifaires, ainsi que la configuration de la zone de desserte. Tous ces facteurs rendent l'analyse longitudinale d'autant plus difficile étant donné la variabilité rencontrée.

Par contre, un aspect intéressant à explorer serait la relation qui existe entre l'offre présentée aux membres ainsi que leur comportement. Le service LSI ayant débuté avec une taille modeste et en vases clos (les premières expansions de la zone de desserte n'étaient pas contigües), le comportement des membres n'était vraisemblablement pas le même qu'aujourd'hui. Un facteur

important est la disponibilité des véhicules. Cet élément est directement corrélé avec la fiabilité perçue du service par le membre. L'exploration des emprunts symétriques suggère une certaine proportion des emprunts avec motif travail, mais cette constatation pourrait ne pas être reflétée dans une situation où la densité des véhicules n'est pas suffisante pour assurer au membre une certaine assurance d'accéder à un véhicule. L'autopartage en libre-service intégral reste avant tout un mode d'opportunités (62% des répondants d'un basé stations ont indiqué avoir planifié leur déplacement au moins 1 jour à l'avance; 72% des répondants d'un libre-service intégral ont indiqué avoir planifié leur déplacement moins d'une heure à l'avance (Becker et al., 2017a)), mais la fiabilité perçue du service permettrait de réduire ou d'encourager cette impression.

De l'autre côté du spectre, un trop grand nombre de véhicules en circulation causerait probablement une préoccupation au niveau des espaces de stationnement disponibles si plusieurs membres désirent converger vers une destination commune. Ceci augmenterait l'incertitude, mais cette fois au niveau de la destination. Donc, comme piste de recherche proposée, un outil d'aide à la décision afin de guider les opérateurs dans l'évaluation du comportement des membres selon un triplet véhicule/zone de service/tarification pourrait autant aider les opérateurs à prévoir le bon nombre de véhicules nécessaires selon le comportement désiré, mais également assurer une certaine acceptabilité sociale auprès de partenaires comme les municipalités et les sociétés de transport.

L'introduction du forfait *Auto-mobile illimité* est un facteur pour lequel on ne peut aujourd'hui pas se prononcer avec certitude étant donné le manque de données à ce sujet. Cependant, il est certain qu'une telle offre commerciale aura un impact direct sur le comportement des membres. Il va sans dire qu'il est attendu qu'une proportion des membres affichant le plus haut seuil d'intensité d'usage (chapitre 7) soient détenteurs de cette offre commerciale. Une étude à ce sujet permettrait de comprendre son incidence sur le comportement des membres, mais permettrait aussi de mieux encadrer les conditions d'utilisation de l'offre afin de limiter certains comportements moins désirables dans le système.

9.2.5 Méthodologie d'exploitation d'emprunts capturés

Cette dimension vise à contribuer au comportement de l'utilisateur en développant une méthode pour classifier les emprunts déduits d'une capture systématique de la position des véhicules en libre-service. Les connaissances préalablement développées sur le service et les différentes sources de

données ont permis de développer cette méthode. De plus, cette dimension se démarque dans la mesure où les contributions présentées dans la thèse se positionnent davantage au niveau empirique et moins au niveau méthodologique. Par contre, ceci permet d'approfondir le sujet sous un autre angle.

En effet, la méthode développée a pu être appliquée de façon sommaire au cas du service en LSI de Communauto à Québec, mais également envers le service de car2go à Montréal. Les résultats préliminaires démontrent des différences au niveau de la répartition des types d'emprunts dans chaque cas. À Québec, le comportement des membres montre une plus forte représentation des chaînes fermées qu'à Montréal soit environ 10 points de pourcentage. Pour le cas de car2go à Montréal, c'est la tendance contraire qui est observée, puisque le service de car2go semble générer moins de chaînes fermées, c'est-à-dire environ 13 points de pourcentage en moins que le service de Communauto.

Tel que mentionné précédemment, le triplet véhicule / zone de service / tarification est proposé comme perspective de futures études, mais c'est peut-être ce qui explique la différence de comportement entre les deux scénarios. Le cas de Québec affiche une densité de véhicules inférieure d'environ 1.7 véhicule par km² en moins qu'à Montréal, tandis que le service de car2go n'est pas intégré avec un service basé stations et par le fait même ne possède pas de structure tarifaire pouvant encourager des déplacements de plus longues distances. Sans affirmer que ces deux facteurs expliquent les différences observées, ces éléments peuvent faire l'objet de bases d'analyses pour de futures études afin d'identifier de manière empirique et scientifique les causes sous-jacentes à ces écarts. Une fois cette relation comprise, les opérateurs d'autopartage désirant procéder à une expansion de service pourront mieux prévoir le comportement des usagers et ainsi mieux aligner leurs politiques opérationnelles et tarifaires aux besoins de ceux-ci.

En observant le niveau d'adoption pour le service de Québec, qui a été présenté au chapitre 6, on observe que le modèle calibré sur le marché de Montréal estime tout de même correctement le niveau d'adoption par les membres de type « SBcs-FFcs », mais sous-estime l'adoption par les nouveaux membres « FFcs_only ». On peut donc mettre en hypothèse qu'avec une plus grande adoption par les membres du service basé stations et une plus forte proportion de chaînes fermées, le service de la ville de Québec serait perçu comme une extension du basé stations dans

une plus grande mesure que celui à Montréal : un membre ne pouvant réserver un véhicule basé stations se rabattrait vers un véhicule du libre-service intégral pour son emprunt.

Un dernier point qui n'a pas encore été soulevé dans le cadre de cette thèse est l'estimation de la demande latente. Cette dernière est intéressante dans la mesure où elle permet d'apporter un portrait du comportement de l'utilisateur, mais elle peut aussi agir comme un outil de diagnostic important pour l'opérateur. Également, la compréhension de la demande latente pourrait aider dans la modélisation du temps de réservation a priori d'un véhicule (chapitre 8) et ainsi raffiner le modèle présenté. Au niveau de l'adoption (chapitre 6), la demande latente pourrait jouer un rôle déterminant, surtout dans les zones où les véhicules sont moins présents, mais également dans la réduction de la possession automobile (chapitre 4) puisque la fiabilité perçue du système par le membre pourrait l'influencer dans des décisions stratégiques comme la composition de son portefeuille de mobilité.

9.3 Synthèse

Tel que présenté, le comportement des membres peut être observé selon plusieurs dimensions. Dans le cadre de cette thèse, l'utilisation de données d'enquêtes et de données passives a permis de le caractériser afin d'avoir une vision holistique du sujet. Étant donné les changements divers et importants au fil des années du service Auto-mobile, plusieurs facteurs restent à être étudiés au niveau du comportement des membres. Le cas de Communauto est intéressant dans la mesure où deux services complémentaires sont intégrés dans le même marché. Cette dynamique interdépendante rend certes l'analyse du comportement des membres moins triviale, mais possède un potentiel d'attractivité auprès de la clientèle présente et future fort intéressant et unique. Le cas de Montréal pourrait devenir un modèle pour d'autres marchés qui seraient intéressés à faire le saut en intégrant un libre-service intégral à leur offre basée stations actuelle.

9.3.1 Perspectives de recherche

Compte tenu de la maturité de la recherche au niveau des services d'autopartage en libre-service intégral et également des écosystèmes du même modèle d'affaires que celui de Communauto, plusieurs avenues pour de futures pistes de recherche sont proposées. Ces pistes de recherche se veulent autant des suites directes aux études présentées dans cette thèse que des thématiques non explorées, mais dont la recherche actuelle a permis de susciter l'intérêt. Ces perspectives sont

reliées au comportement des membres dans leur ensemble, mais tout en demeurant en lien avec le cas de l'opérateur Communauto. Au total 11 perspectives sont présentées à l'Annexe H regroupant 21 questions et objectifs de recherche. Également la Figure 9.7 situe ces perspectives à l'intérieur des concepts de la littérature.

Les perspectives 1, 8 et 11 sont directement en lien avec les recherches des chapitres 7, 6 et 4 respectivement. Aucune piste de recherche directe n'est proposée pour ce qui est du chapitre 5 puisque celles proposées à la section 9.2 sortent du cadre conceptuel de la thèse. La méthode développée au chapitre 8 peut être employée au niveau des perspectives 4 et 7. Une brève présentation de ces perspectives est détaillée comme suit :

1. L'article 4 (chapitre 7) évoque un fort taux d'emprunts symétriques pour les membres avec l'utilisation du service Auto-mobile la plus élevée. Il est donc proposé de comprendre qui sont ces usagers, quel est leur patron d'utilisation et si ces emprunts sont effectués dans un but de compenser une plus faible offre alternative pour ces paires OD. Il est important de caractériser ce comportement afin d'évaluer son niveau de désirabilité dans le système.
2. La seconde perspective se veut être en lien avec la dynamique spatio-temporelle du système afin de la modéliser, mais également afin de prévoir le comportement des membres pour une expansion de service éventuelle. Pour ce faire, il est proposé d'évaluer comment les différents flux de déplacements capturés par les enquêtes origine-destination régionales peuvent être employés afin d'expliquer la dynamique du système. Cette technique pourrait compléter les méthodes reliées à l'attraction des points d'intérêts retrouvées dans la littérature.
3. La troisième perspective se penche également sur le comportement spatio-temporel des membres à l'intérieur du système, mais en ayant un regard quant à la zone de couverture. Il a pu être observé qu'une certaine agglutination s'effectue aux périphéries des zones de desserte selon le moment de la journée. Comment ce comportement peut-il aider l'opérateur à mieux redéfinir sa zone de couverture? Également, l'étude de l'impact des points d'intérêts est également limitée par l'influence de la zone. Une recherche sur ce sujet pourrait aider les modèles employant les points d'intérêts à mieux estimer le comportement des membres.

4. La quatrième perspective se veut en lien avec la tendance de consolidation du marché retrouvée dans l'industrie, du moins pour l'opérateur Communauto, où l'entreprise effectue des acquisitions auprès de plus petits opérateurs. Même si le comportement des membres reste un sujet avec une multitude de facettes à explorer, il faut tout de même avoir un regard vers l'extérieur afin d'aider des opérateurs comme Communauto dans leur effort d'expansion. À caractère fortement stratégique, l'expansion de l'opérateur doit être éclairée par des outils tangibles qui ont été calibrés sur des données empiriques.
5. Ce thème de recherche se veut directement en lien avec le cas de Communauto où le forfait *Auto-mobile illimité* ainsi que la parité tarifaire sont offerts aux membres. Il est important pour l'opérateur de comprendre l'effet d'une modification de ces politiques sur le comportement des membres.
6. La demande latente est un sujet qui n'a pas été traité dans le cadre de cette thèse, mais qui mérite son attention. En effet, la demande latente peut aider l'opérateur à diagnostiquer son service. D'une part, il faudrait développer une méthode afin d'estimer correctement cette demande non comblée et d'une autre part évaluer la performance du système et proposer des moyens d'y remédier.
7. L'offre et la demande sont intimement liées dans des services comme ceux offerts par Communauto. Tel que mentionné précédemment à la section 9.2, la densité de véhicules peut affecter directement la confiance qu'un membre porte envers le système pour trouver un véhicule à un lieu et un moment donné. Ce degré de confiance pourrait inciter des membres à se comporter d'une certaine façon, notamment au niveau des déplacements pour motif travail ou pour l'enchaînement des emprunts (libérer un véhicule durant l'activité avant d'emprunter un second véhicule pour poursuivre sa chaîne de déplacements). Cette perspective se veut donc en quête de trouver comment le comportement du membre peut changer selon une modification de la densité des véhicules dans le système, la configuration de la zone de desserte ainsi que les politiques tarifaires/opérationnelles.
8. La perspective 8 se veut une suite logique de l'article 3 (chapitre 6). Bien que l'adoption par les membres soit exposée, le modèle proposé en ouverture doit être complété et estimé. De plus, le passage de membre exclusivement usager du service LSI à membre

des deux services doit être étudié afin de comprendre les motifs découlant de son adhésion au service basé stations.

9. L'influence mutuelle entre les deux services de Communauto est proposée à la perspective 9. Étant donné la complémentarité ainsi qu'une élimination partielle des barrières entre les deux services, il serait intéressant d'envisager un outil d'aide à la décision afin de relocaliser les véhicules entre les deux services selon les besoins macroscopiques de la demande.
10. En lien avec la perspective 5, les politiques « neige » et des « véhicules cadeaux » ont été mises en place afin d'aider à la relocalisation des véhicules. En revanche, cet aspect n'a pas été traité en ce qui concerne l'impact sur le comportement des membres et l'efficacité de ces mesures.
11. Finalement, tel qu'abordé à la section 9.2 et en lien avec l'étude du chapitre 4, le portrait des membres selon leur appartenance sur le spectre d'utilisation des deux services de Communauto devrait être investigué afin de raffiner les modèles dichotomiques présents dans la littérature.

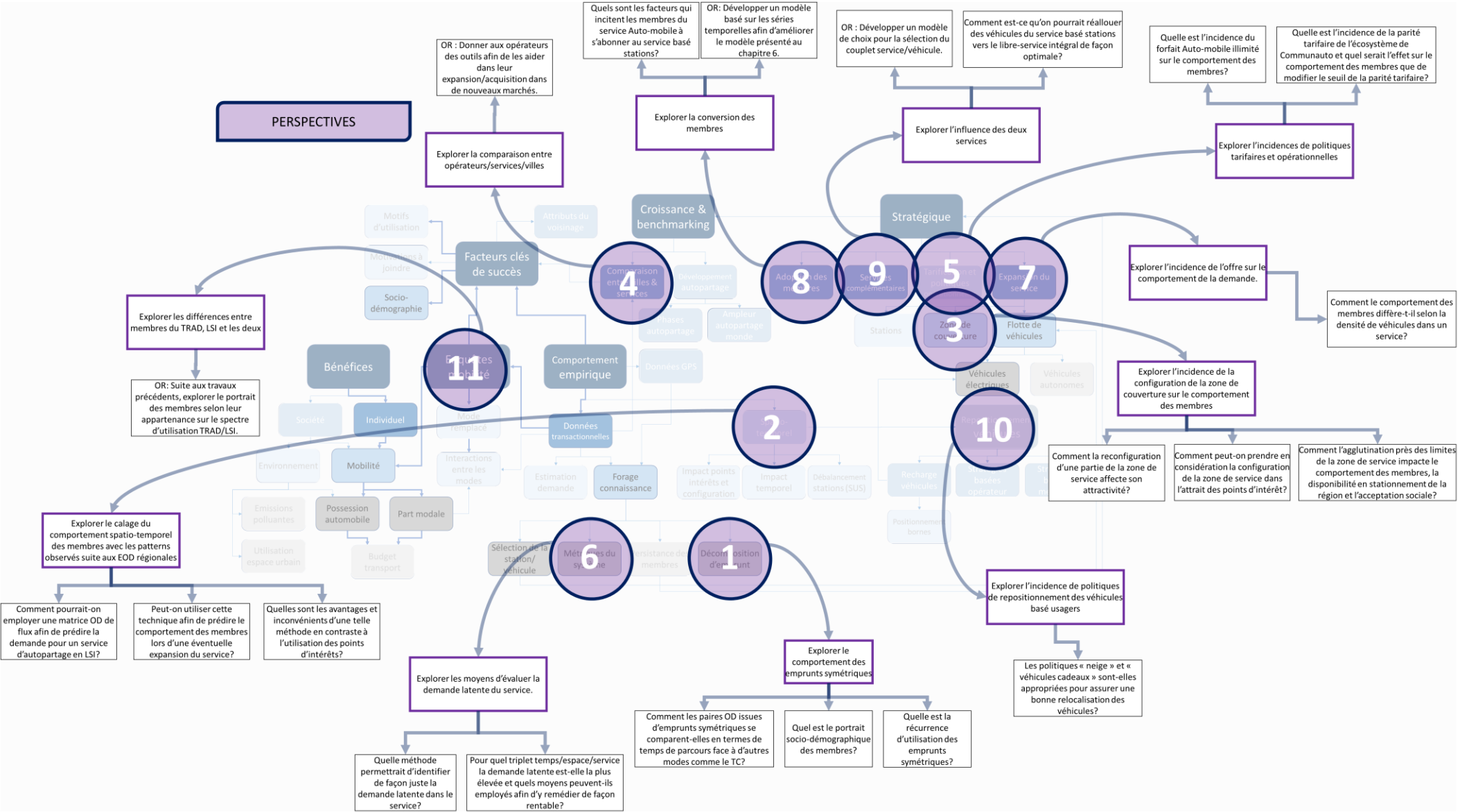


Figure 9.7 Diagramme des perspectives de la thèse calqué sur la représentation de la section 2.6

CHAPITRE 10 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Les travaux de cette thèse se veulent en lien avec le comportement des membres de services d'autopartage. En effet, l'objectif structurant de la thèse est la modélisation des caractéristiques des membres ainsi que de leur comportement au sein de l'écosystème de services d'autopartage à Montréal. Le cas de Communauto à Montréal est intéressant dans la mesure où un service d'autopartage en libre-service intégral a été incorporé en 2013 au sein du même marché que le service basé stations en opération depuis près d'une vingtaine d'années. L'interrelation entre les deux services offre une occasion unique d'évaluer le comportement des membres.

Pour s'y prendre, des données d'enquêtes de type origine-destination ainsi que les données passives de l'opérateur Communauto ont été employées. Tout d'abord, le chapitre 2 présente une vue d'ensemble de la littérature sur l'autopartage. Puis, le chapitre 3 enchaîne sur la méthodologie de la thèse, les sources de données et leurs traitements. Puis, les chapitres 4 à 8 présentent les cinq perspectives structurantes de la thèse. D'abord, les caractéristiques sociodémographiques, de ménage et de mobilité sont comparées entre les membres du vélopartage et de l'autopartage (chapitre 4). Puis, une comparaison au niveau de l'utilisation des véhicules électriques dans une flotte mixte composée de véhicules électriques et hybrides est présentée dans l'article du chapitre 5. Le chapitre 6 enchaîne sur la dynamique d'adoption longitudinale par les membres tandis que l'analyse du comportement des membres en ce qui concerne leurs emprunts est investiguée au chapitre 7. Le chapitre 8 conclut le volet des contributions en présentant une méthode afin d'exploiter les emprunts provenant de données capturées en ligne. La discussion générale (chapitre 9) ainsi que la conclusion (chapitre 10) terminent cet ouvrage.

La suite de ce chapitre présente un sommaire des contributions, des limitations et des perspectives du projet de recherche doctoral.

10.1 Contributions

Les contributions spécifiques des chapitres 4 à 8 sont positionnées sous trois angles, c'est-à-dire les contributions empiriques, méthodologiques et stratégiques. Le Tableau 10.1 en fait un sommaire.

Les chapitres 4 à 8 présentent tous des contributions empiriques au niveau de l'ensemble des connaissances du domaine, que ce soit au niveau des différences entre les membres du vélopartage et de l'autopartage (chapitre 4), de la différence d'utilisation des véhicules électriques (chapitre 5), de la dynamique d'adoption (chapitre 6), de l'utilisation spatio-longitudinale du service LSI (chapitre 7) ou de la répartition des emprunts et du comportement de réservation a priori d'un véhicule (chapitre 8). L'Annexe E situe graphiquement ces contributions.

Au niveau méthodologique, bien que l'étude du chapitre 4 ne contribue pas directement aux méthodes d'enquêtes, elle peut être employée comme base comparative pour des études subséquentes, que ce soit au niveau d'une comparaison avec la mobilité de la population générale, des membres du LSI ou bien une analyse longitudinale. Également, l'article portant sur la caractérisation de la dynamique d'adoption (chapitre 6) contribue au côté méthodologique. En effet, une nouvelle classification des membres dans un écosystème de services d'autopartage est présentée. Cette classification bonifie celle qui a été présentée au préalable par Wielinski et al. (2015, 2017b). Le chapitre 8 a quant à lui une forte contribution méthodologique en donnant accès à la possibilité d'exploiter les emprunts déduits et de valider les méthodes décrites dans la littérature. L'Annexe F situe graphiquement ces contributions.

Au niveau stratégique, l'article 1 (chapitre 4) contribue à la compréhension de la clientèle par les opérateurs ce qui peut les aider au niveau de leurs efforts de ciblage de membres (effort marketing), mais également pour Communauto qui peut employer l'étude comme base comparative afin d'appuyer son argumentaire auprès de partenaires des différents bénéfices sociétaux de l'autopartage. L'article sur les véhicules électriques (chapitre 5) conscientise les opérateurs aux particularités comportementales que peut occasionner l'intégration de véhicules électriques dans une flotte mixte. L'étude portant sur l'adoption du service par les membres (chapitre 6) contribue à donner la capacité à l'opérateur d'estimer le niveau d'adoption d'une nouvelle zone de desserte, ce qui peut mener à une priorisation au niveau de l'expansion de service, mais également l'opérateur pourra mettre au point des offres pour contrôler le niveau d'adoption selon la clientèle désirée. Le chapitre 7 contribue au niveau de la compréhension du comportement spatio-longitudinal des membres ce qui peut aider l'opérateur à mieux anticiper la demande et à mieux ajuster ses politiques opérationnelles et tarifaires selon le type de comportement qu'il désire promouvoir dans son système. Finalement, la méthode du chapitre 8

permet d'initier un regard vers l'extérieur en donnant la possibilité de comparer sous de meilleures bases les différents marchés. L'Annexe G situe graphiquement ces contributions.

Tableau 10.1 Sommaire des contributions de la thèse

Thème	Contributions		
	Empiriques	Méthodologiques	Stratégiques
Portrait de mobilité des membres de l'autopartage (1)	<ul style="list-style-type: none"> • Caractérisation des différences sociodémographiques et de ménage. • Caractérisation des différences modales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Base comparative pour une étude subséquente. 	<ul style="list-style-type: none"> • Aide au ciblage des membres (promotion). • Positionnement de l'autopartage comme source de bénéfices sociétaux.
Portrait de l'utilisation de véhicules électriques dans une flotte mixte (2)	<ul style="list-style-type: none"> • Différences d'utilisation véhicules électriques au niveau de la distance et de l'espace. • Facteurs affectant le choix d'un véhicule dans une flotte mixte. 		<ul style="list-style-type: none"> • Conscientisation des opérateurs aux particularités comportementales que peut occasionner l'intégration de véhicules électriques.
Portrait d'adoption longitudinal des membres d'un écosystème de services d'autopartage (3)	<ul style="list-style-type: none"> • Description longitudinale de la dynamique d'adoption des membres. 	<ul style="list-style-type: none"> • Proposition d'une nouvelle classification des membres. 	<ul style="list-style-type: none"> • Capacité à estimer l'adoption de l'ouverture d'une nouvelle zone <ul style="list-style-type: none"> ○ Arbitrage au niveau des prochaines zones à ouvrir. ○ Configuration des offres.
Portrait d'utilisation spatio-longitudinal d'un service d'autopartage LSI (4)	<ul style="list-style-type: none"> • Caractérisation de l'évolution des deux services. • Caractérisation du comportement en relation au domicile, à l'offre TC et à l'enchaînement d'emprunts. • Caractérisation des emprunts symétriques. 		<ul style="list-style-type: none"> • Contribution à l'augmentation de la connaissance du comportement des membres dans le service.

Tableau 10.1 Sommaire des contributions de la thèse (suite et fin)

Thème	Contributions		
	Empiriques	Méthodologiques	Empiriques
	<ul style="list-style-type: none"> • Caractérisation de la dynamique d'apprentissage et de la récurrence spatiale du service. 		<ul style="list-style-type: none"> ○ Permet une meilleure conscientisation au niveau de la modification aux politiques opérationnelles et tarifaires.
Méthodologie d'exploitation d'emprunts capturés (5)	<ul style="list-style-type: none"> • Statistiques descriptives de l'utilisation du service. • Comportement du membre lors de la réservation a priori. 	<ul style="list-style-type: none"> • Développement d'une méthode pour classifier les données capturées. • Développement d'une méthode pour contrôler les durées d'emprunts dans les estimations. • Validation des techniques utilisées dans la littérature. 	<ul style="list-style-type: none"> • Possibilités de comparer l'utilisation du service avec d'autres opérateurs de la même région ou bien ceux de marchés extérieurs.

10.2 Limitations

Plusieurs limitations spécifiques et générales à la thèse peuvent être identifiées.

10.2.1 Spécifiques

En raison d'un biais d'échantillonnage, la comparaison entre les caractéristiques de la population générale et celles des membres de l'autopartage et du vélopartage n'a pas pu être effectuée (chapitre 4). De plus, pour cette même étude, les répondants de l'enquête *Bixi* n'ont pu être associés aux données transactionnelles de l'opérateur étant donné la non disponibilité du numéro de membre unique (chapitre 4). Ceci réduit la taille de l'échantillon de répondants et ajoute un élément d'incertitude au niveau de la classification des membres selon leur intensité d'utilisation.

L'article sur la comparaison de l'utilisation des véhicules électriques (chapitre 5) est limité par l'horizon temporel des données. De ce fait, la comparaison de l'étendue spatiale ne prenait en compte que 4 mois où les deux types de véhicules étaient en fonction. Ceci limite la généralisation du comportement des membres puisque l'effet pourrait se stabiliser dans le temps.

Au niveau du chapitre 6, même si le modèle pour estimer le niveau d'adoption vise les opérateurs d'autopartage voulant à la base intégrer un service en LSI à leur service en TRAD actuel, il est limité aux territoires au préalable desservis par un service basé stations.

10.2.2 Générales

Les données passives transactionnelles obtenues dans le cadre de cette thèse ne permettent d'obtenir qu'un portrait limité du comportement des membres. En effet, on identifie quatre principales limitations.

D'abord, l'emprunt ne permet que d'évaluer ce que le membre a effectué entre les deux extrémités de l'emprunt et par conséquent le comportement du membre avant et après n'est pas disponible. Ceci limite donc les inférences possibles, par exemple dans le cas des emprunts symétriques ou de l'accès aux stations de métro (tel que discuté au chapitre 7).

Puis, la localisation du membre lorsqu'il tente de localiser un véhicule n'est pas disponible. Ceci a pour conséquence de limiter le modèle de choix de véhicule présenté au chapitre 5. Entre autres, cela a pour effet de réduire la taille de l'échantillon du modèle pour ne considérer que les situations où les deux véhicules sont à moins de 100 mètres l'un de l'autre, l'hypothèse étant que la faible distance inter véhicule affectera le moins possible la décision du membre. De plus, cela limite la validation du départ/arrivée au domicile (chapitre 7) ainsi qu'un potentiel diagnostic de la performance du système au niveau de la demande latente. Sans oublier que la modélisation de la réservation a priori du chapitre 8 n'a pas pu être pleinement investiguée étant donné que la demande latente ne peut être évaluée.

Troisièmement, l'information sur les motivations d'usage par le membre, par les motifs d'utilisation du service, ne peut être mise à profit avec l'ensemble de données passives en main. Ceci restreint les inférences possibles, comme dans le cadre du chapitre 7, mais limite également les analyses possibles.

Quatrièmement, l'horizon temporel de disponibilité des données est limité au niveau spatial. En effet, étant donné que les données spatiales ne sont pas disponibles pour les premières années du service, cela limite les inférences sur l'incidence des expansions de la zone de desserte et de la flotte de véhicules sur l'évolution du comportement des membres.

Finalement, la multitude de changements tant au niveau de la configuration du service, de la flotte de véhicules, des politiques opérationnelles et tarifaires font en sorte de rendre plus difficile le fait d'attribuer à un facteur l'incidence d'un certain comportement. Quoique le comportement des membres doive être examiné selon une vision holistique, ces changements rendent la tâche des chercheurs moins triviale.

10.3 Perspectives

La richesse des objets et parties prenantes de l'écosystème de services de Communauto, ainsi que le dynamisme retrouvé au sein du domaine de l'autopartage fait en sorte qu'une multitude de perspectives peuvent être considérées afin de continuer la recherche sur le sujet.

Du côté méthodologique, la considération de la demande latente reste un enjeu, tant pour l'opérateur que pour le chercheur. En effet, le comportement du membre risque d'être particulièrement influencé par un manque de véhicules à proximité. Aussi, l'opérateur gagne à pouvoir mesurer cette demande puisqu'il pourra mieux diagnostiquer son service et évaluer le rapport coûts/bénéfices requise pour répondre à cette demande.

De plus, il serait pertinent de conduire des enquêtes et entrevues afin de valider les hypothèses posées et résultats obtenus grâce aux données passives. Ces données, n'offrant qu'un portrait limité de la situation, gagneraient à être bonifiées pour mieux soutenir les analyses présentées. Par contre, l'acquisition de ces données ne se fait pas à coût nul et les données passives déjà en possession n'ont pas été complètement exploitées; une certaine priorisation devra être effectuée sur le sujet.

Les véhicules autonomes n'ont fait objet que d'une rapide mention au chapitre 2. Cependant, l'arrivée prochaine de ces véhicules devrait changer radicalement le visage de l'industrie de l'autopartage. Il faut donc préparer les opérateurs dans cette phase de transition prochaine. Plusieurs dimensions sont à considérer. Par exemple, les études de coûts d'une telle intégration devront être effectuées. Une réduction du parc automobile pourrait avoir lieu étant donné la relocalisation autonome des véhicules, mais en contrepartie le coût des véhicules serait forcément plus élevé. Cette estimation de la réduction possible du parc automobile serait cruciale afin de garder un taux de service adéquat tout en assurant la pérennité financière de l'entreprise. La prévision de la demande devra également être raffinée sous deux angles. Le premier étant la

position des véhicules considérant le comportement des membres dans le système, tandis que le second serait relié au caractère « temps réel » des données. Cette considération est importante étant donné l'arbitrage entre disponibilité de l'information et précision de celle-ci. Au niveau de cette dimension de temps réel, on pourrait penser qu'éventuellement, l'opérateur voudrait instaurer une tarification dynamique. Cette tarification pourrait évidemment prendre en compte l'offre et la demande dans le système, mais aussi l'offre alternative disponible.

L'aspect des impacts et bénéfices de l'autopartage en libre-service intégral reste une perspective d'autant plus importante que la présence d'un écosystème de services d'autopartage rend la mesure des impacts particulièrement difficile. Bien que le niveau d'offre actuelle du service soit relativement faible, comparativement au bassin de véhicules privés en circulation, il serait intéressant d'évaluer les impacts selon des échelles beaucoup plus élevées. De plus, si des comportements moins désirables font en sorte de baisser le niveau des bénéfices de cette forme d'autopartage, il faudrait se pencher sur l'évaluation de mécanismes potentiels pour orienter le comportement des membres vers un comportement jugé davantage durable.

BIBLIOGRAPHIE

- 6t-bureau de recherche. (2013). *Enquête nationale sur l'autopartage - l'autopartage comme déclencheur d'une mobilité alternative à la voiture particulière*. Repéré à https://6-t.co/wp-content/uploads/2016/04/ENA_RF_130321.pdf
- 6t-bureau de recherche. (2014). *L'autopartage en trace directe : Quelle alternative à la voiture particulière ? Le cas d'Autolib' Paris*. Repéré à <https://6-t.co/references/lautopartage-en-trace-directe-le-cas-dautolib-quelle-alternative-a-la-voiture-particuliere/>
- ACEA. (2015). *Overview of purchase and tax incentives for electric vehicles in the EU in 2015*. Repéré à https://www.acea.be/uploads/publications/EV_incentives_overview_2018.pdf
- Autolib'. (2012). *Étude clientèle réalisée à l'occasion du premier anniversaire*. Repéré à <http://www.csa.eu/multimedia/data/sondages/data2012/opi20121205-autolib-des-clients-extremement-satisfaits.pdf>
- Autoshare. (2003). About us: In the news/PR. Repéré 21 septembre 2018, à www.autoshare.com/aboutus_news.html
- Balac, M., Ciari, F. et Axhausen, K. W. (2015). Carsharing demand estimation: Zurich, Switzerland, area case study. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2536), 10–18. doi:10.3141/2536-02
- Balac, M., Ciari, F. et Axhausen, K. W. (2016). Evaluating the influence of parking space on the quality of service and the demand for one-way carsharing: a Zurich area case study. Dans *Transportation Research Board 95th Annual Meeting*.

- Balac, M., Ciari, F. et Axhausen, K. W. (2017). Modeling the impact of parking price policy on free-floating carsharing: Case study for Zurich, Switzerland. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 77, 207-225. doi:10.1016/j.trc.2017.01.022
- Barbati, M., Bruno, G. et Genovese, A. (2012). Applications of agent-based models for optimization problems: A literature review. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 6020–6028. doi:10.1016/j.eswa.2011.12.015
- Barth, M. et Todd, M. (1999). Simulation model performance analysis of a multiple station shared vehicle system. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 7(4), 237–259. doi:10.1016/S0968-090X(99)00021-2
- Barth, M., Todd, M. et Xue, L. (2004). User-based vehicle relocation techniques for multiple-station shared-use vehicle systems. Dans *Transportation Research Board 80th Annual Meeting*.
- Becker, H., Ciari, F. et Axhausen, K. W. (2017a). Comparing car-sharing schemes in Switzerland: User groups and usage patterns. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 97, 17–29. doi:10.1016/j.tra.2017.01.004
- Becker, H., Ciari, F. et Axhausen, K. W. (2017b). Modeling free-floating car-sharing use in Switzerland: A spatial regression and conditional logit approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 81, 286–299. doi:10.1016/j.trc.2017.06.008
- Beggs, S., Cardell, S. et Hausman, J. (1981). Assessing the potential demand for electric cars. *Journal of econometrics*, 17(1), 1–19. doi:10.1016/0304-4076(81)90056-7

- Berkelye. (2004). Berkeley and City CarShare to Make History: First Shared Municipal Fleet in the U.S.City of Berkeley, Calif. Repéré à www.ci.berkeley.ca.us/mayor/PR/pressrelease2004-0715.htm
- Berson, P., Strube, S. et Dietz, B. (2016). Differences Between Free-Floating and Station-Based Carsharing: Comparing Users' Auto Ownership, Travel Behavior and Vehicles' Use in the Two Carsharing Systems. Dans *Transportation Research Board 95th Annual Meeting*.
- Bhat, C. R. et Guo, J. Y. (2007). A comprehensive analysis of built environment characteristics on household residential choice and auto ownership levels. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41(5), 506–526. doi:10.1016/j.trb.2005.12.005
- BIXI Montreal. (2016). Who we are. *BIXI Montreal*. Repéré 30 juin 2016, à <http://montreal.bixi.com/en/who-we-are>
- Blanco, S. (2007). UHaul enters the car-sharing system with U Car Share. *Autoblog*. Repéré 1 octobre 2015, à <https://www.autoblog.com/2007/07/24/uhaul-enters-the-car-sharing-system-with-u-car-share/>
- Boeriu, H. (2011). DriveNow: BMW and Sixt Joint Venture for premium car sharing. Repéré 9 mai 2016, à <https://www.bmwblog.com/2011/03/21/bmw-and-sixt-establish-drivenow-joint-venture-for-premium-car-sharing/>
- Boldrini, C., Bruno, R. et Conti, M. (2016). Characterising demand and usage patterns in a large station-based car sharing system. Dans *Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), 2016 IEEE Conference on* (p. 572–577). IEEE.
- Boldrini, C., Bruno, R. et Laarabi, H. (2017). Car sharing through the data analysis lens. *arXiv preprint arXiv:1708.00497*.

- Bourbonnais, P.-L. et Morency, C. (2013). Web-based travel survey: a demo. Dans *Transport survey methods: best practice for decision making* (p. 207–224). Emerald Group Publishing Limited.
- Braham, A. (2011). *Contribution aux outils d'évaluation des impacts environnementaux de l'autopartage* (Master's Thesis, École Polytechnique de Montréal). Repéré à <https://publications.polymtl.ca/749/>
- Britton, E. (2000). Carsharing 2000: Sustainable transport's missing link. *Journal of World Transport Policy & Practice*, 1-351.
- Bronchard, S., McGuinness, M., Narich, C., Noom, M., Raut, C., Schutz, M., ... Vos, A. (2011). *Plug-in Electric Vehicles: Changing Perceptions, Hedging Bets*. Repéré à <https://www.compromisorse.com/upload/estudios/000/144/AccentureElectricVehicle.pdf>
- Buck, D., Buehler, R., Happ, P., Rawls, B., Chung, P. et Borecki, N. (2013). Are bikeshare users different from regular cyclists? A first look at short-term users, annual members, and area cyclists in the Washington, DC, region. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2387), 112–119. doi:10.3141/2387-13
- Bunzeck, I. G., Feenstra, C. F. J. et Paukovic, M. (2011). *Preferences of potential users of electric cars related to charging - A survey in eight EU countries* (n° ECN-O--11-030) (p. 37). ECN Policy Studies. Repéré à <https://www.ecn.nl/publications/ECN-O--11-030>
- Burden, M. (2015). Automakers hitch their wagons to ride-sharing. *Detroit News*. Repéré 1 avril 2016, à <https://www.detroitnews.com/story/business/autos/2015/08/19/automakers-launch-car-sharing-ride-sharing-businesses/32032259/>

- Calfee, J. E. (1985). Estimating the demand for electric automobiles using fully disaggregated probabilistic choice analysis. *Transportation Research Part B: Methodological*, 19(4), 287–301. doi:10.1016/0191-2615(85)90037-2
- Canzler, W. et Knie, A. (2009). *Green Solutions to the Auto Crisis: From Auto Makers to Mobility Service Providers; a Strategy Paper*. Heinrich Böll Foundation. Repéré à https://www.boell.de/sites/default/files/Endf_Auto-engl.pdf
- CarShare Atlantic. (2016). CarShareHFX becomes CarShare Atlantic and increases its fleet by 30%. *Carshare Atlantic*. Repéré 20 septembre 2018, à <https://www.carshareatlantic.ca/carsharehfx-becomes-carshare-atlantic-increases-fleet-30/>
- Celsor, C. et Millard-Ball, A. (2007). Where does carsharing work?: Using geographic information systems to assess market potential. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1992), 61–69. doi: 10.3141/1992-08
- Cervero, R., Creedman, N., Pai, M. et Pohan, M. (2002). *City carshare: Assessment of short-term travel-behavior impacts*. Repéré à <https://escholarship.org/uc/item/7fn8966c>
- Cervero, R., Golub, A. et Nee, B. (2007). City CarShare: longer-term travel demand and car ownership impacts. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1992), 70–80. doi:10.3141/1992-09
- Cervero, R. et Tsai, Y. (2004). City CarShare in San Francisco, California: second-year travel demand and car ownership impacts. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1887), 117–127. doi:10.3141/1887-14

- Chatterjee, K., Andrews, G., Ricci, M. et Parkhurst, G. (2013). Qualitative insights into the effect on travel behavior of joining a carshare. *Transportation Research Record*, 2359(1), 76–84. doi:10.3141/2359-10
- Ciari, F., Balac, M. et Balmer, M. (2015). Modelling the effect of different pricing schemes on free-floating carsharing travel demand: a test case for Zurich, Switzerland. *Transportation*, 42(3), 413-433. doi:10.1007/s11116-015-9608-z
- Ciari, F., Balmer, M. et Axhausen, K. W. (2008). Concepts for a large scale car-sharing system: Modelling and evaluation with an agent-based approach. *Working paper/IVT*, 517. Repéré à <https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/9459>
- Ciari, F., Bock, B. et Balmer, M. (2014). Modeling station-based and free-floating carsharing demand: test case study for Berlin. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2416), 37-47. doi:10.3141/2416-05
- Ciari, F., Schuessler, N. et Axhausen, K. W. (2013). Estimation of carsharing demand using an activity-based microsimulation approach: model discussion and some results. *International Journal of Sustainable Transportation*, 7(1), 70–84. doi:10.1080/15568318.2012.660113
- City of Philadelphia. (2004). *City to Join PhillyCarShare, Cut 400 Vehicles*. City of Philadelphia, Pa. Repéré à www.phila.gov/pdfs/City_to_Join_PhillyCarShare.pdf
- City of Vancouver. (2008). Sustainable Transportation. Repéré 1 novembre 2015, à http://vancouver.ca/sustainability/building_trans.htm
- Cohen, B. et Kietzmann, J. (2014). Ride on! Mobility business models for the sharing economy. *Organization & Environment*, 27(3), 279-296. doi:10.1177/1086026614546199

Communauto. (2007). North American carsharing organizations agree to adopt a code of ethics.

Repéré à

http://www.communauto.com/abonnes/communiquer_CodeEthic_oct07_ENG.pdf

Communauto. (2010). « En ville, je PEP ma voiture » : Communauto et La Capitale travaillent ensemble pour redéfinir la notion d'autopartage. Repéré 29 septembre 2016, à

<http://www.communauto.com/archives/communiqués/2010/PEP/>

Communauto. (2012). Communauto s'implante à Paris. *Actualités*. Repéré 2 octobre 2015, à

<http://actualites.communauto.com/2012/09/11/communauto-simplante-a-paris/>

Communauto. (2013a). Communauto lance Auto-mobile : premier projet pilote de véhicules en libre-service sans réservation 100% électrique au Canada. *Actualités*. Repéré 1 novembre

2015, à <http://actualites.communauto.com/2013/06/16/communauto-lance-auto-mobile/>

Communauto. (2013b). Voitures en libre-service sans réservation : Communauto approuve les choix de la Ville de Montréal. *Actualités*. Repéré 24 septembre 2018, à

<http://actualites.communauto.com/2013/04/02/voitures-en-libre-service-sans-reservation-communauto-approuve-les-choix-de-la-ville-de-montreal/>

Communauto. (2016a). Communauto :: Qui sommes-nous ? Repéré 26 février 2016, à

<http://www.communauto.com/archives/qui.html>

Communauto. (2016b). Le Groupe PSA et MKB investissent dans Communauto, un des leaders de l'autopartage en Amérique du Nord. *Actualités*. Repéré 1 octobre 2016, à

<http://actualites.communauto.com/2016/09/28/le-groupe-psa-mkb-investissent-dans-communauto-des-leaders-de-lautopartage-en-amerique-du-nord/>

- Communauto. (2016c). Vrtucar et Communauto fusionnent pour améliorer l'offre d'autopartage dans l'est du Canada. *Actualités*. Repéré 19 septembre 2018, à <http://actualites.communauto.com/2016/01/11/vrtucar-communauto-fusionnent-pour-ameliorer-loffre-dautopartage-dans-lest-du-canada/>
- Communauto. (2018). Communauto élargit son service à Edmonton. *Actualités*. Repéré 20 septembre 2018, à <http://actualites.communauto.com/2018/09/19/communauto-elargit-son-service-a-edmonton/>
- Comox. (2006). Liselec, bientôt un mix entre libre-service et autopartage. *Comox*. Repéré 27 septembre 2018, à <http://archive.is/t5p4M>
- Concas, S., Barbeau, S. J., Winters, P. L., Georggi, N. L. et Bond, J. (2013). Using mobile apps to measure spatial travel-behavior changes of carsharing users. Dans *Transportation Research Board 92nd Annual Meeting* (p. 13–17).
- Cooper, G., Howe, D. A. et Mye, P. (2000). *The Missing Link: An Evaluation of CarSharing Portland Inc. Portland, Oregon*. Repéré à https://pdxscholar.library.pdx.edu/usp_murp/74/
- Co-operative Auto Network. (n.d.). Frequently Asked Questions. Repéré 1 décembre 2015, à www.cooperativeauto.net/questions-answers/faq/#link30
- Correia, G. et Viegas, J. M. (2011). Carpooling and carpool clubs: Clarifying concepts and assessing value enhancement possibilities through a Stated Preference web survey in Lisbon, Portugal. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45(2), 81–90. doi:10.1016/j.tra.2010.11.001

- Costain, C., Ardron, C. et Habib, K. N. (2012). Synopsis of users' behaviour of a carsharing program: A case study in Toronto. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46(3), 421–434. doi:10.1016/j.tra.2011.11.005
- CSA. (2015). What is carsharing? *Carsharing Association*. Repéré 5 décembre 2015, à <https://carsharing.org/what-is-car-sharing/>
- Daimler. (2008). Daimler starts mobility concept for the city: car2go – as easy as using a mobile phone. *Daimler Global Media Site*. Repéré 9 mai 2016, à <https://media.daimler.com/marsMediaSite/en/instance/ko.xhtml?oid=9914253>
- Dandl, F. et Bogenberger, K. (2018). Comparing Future Autonomous Electric Taxis With an Existing Free-Floating Carsharing System. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, (99), 1–11. doi:10.1109/TITS.2018.2857208
- Daziano, R. A. (2013). Conditional-logit Bayes estimators for consumer valuation of electric vehicle driving range. *Resource and Energy Economics*, 35(3), 429–450. doi:10.1016/j.reseneeco.2013.05.001
- de Almeida Correia, G. H. et Antunes, A. P. (2012). Optimization approach to depot location and trip selection in one-way carsharing systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1), 233–247. doi:10.1016/j.tre.2011.06.003
- De Lorimier, A. et El-Geneidy, A. M. (2013). Understanding the factors affecting vehicle usage and availability in carsharing networks: A case study of Communauto carsharing system from Montréal, Canada. *International Journal of Sustainable Transportation*, 7(1), 35–51. doi:10.1080/15568318.2012.660104

- De Luca, S. et Di Pace, R. (2014). Modelling the propensity in adhering to a carsharing system: a behavioral approach. *Transportation Research Procedia*, 3, 866–875. doi:10.1016/j.trpro.2014.10.065
- DeMaio, P. J. (2003). Smart bikes: Public transportation for the 21st century. *Transportation Quarterly*, 57(1), 9–11.
- Di Febbraro, A., Sacco, N. et Saeednia, M. (2012). One-way carsharing: solving the relocation problem. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2319(1), 113–120. doi:10.3141/2319-13
- Dimitropoulos, A., Rietveld, P. et van Ommeren, J. N. (2011). *Consumer valuation of driving range: A meta-analysis*. Repéré à <http://dare.ubvu.vu.nl/bitstream/handle/1871/38543/11133.pdf?sequence=1>
- Doherty, M. J., Sparrow, F. T. et Sinha, K. C. (1987). Public use of autos: mobility enterprise project. *Journal of transportation engineering*, 113(1), 84–94. doi:10.1061/(ASCE)0733-947X(1987)113:1(84)
- Doherty, S. T., Noël, N., Gosselin, M. L., Sirois, C. et Ueno, M. (2001). Moving beyond observed outcomes: integrating global positioning systems and interactive computer-based travel behavior surveys. Communication présentée au Personal Travel: The Long and Short of It. Repéré à <http://onlinepubs.trb.org/onlinepubs/circulars/ec026/ec026.pdf>
- Draijer, G., Kalfs, N. et Perdok, J. (2000). GPS as a Data Collection Method for Travel Research: The use of GPS for data collection for all modes of travel. Dans *Transportation Research Board 79th Annual Meeting*.

- Duncan, M. (2011). The cost saving potential of carsharing in a US context. *Transportation*, 38(2), 363-382. doi:10.1007/s11116-010-9304-y
- Econsult. (2010). *The Economic and Environmental Impact of PhillyCarShare in the Philadelphia Region*. Repéré à <http://www.phillycarshare.org/wp-content/uploads/2010/07/pcs-impact-study.pdf>
- Eddie, R. (2016). Woman charged \$368 for her Uber ride home on New Year's Eve. *Mail Online*. Repéré 15 mai 2016, à <https://www.dailymail.co.uk/news/article-3380831/Woman-charged-368-Uber-ride-home-New-Year-s-Eve-celebrations-seven-times-normal-fare.html>
- El Fassi, A., Awasthi, A. et Viviani, M. (2012). Evaluation of carsharing network's growth strategies through discrete event simulation. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 6692–6705. doi:10.1016/j.eswa.2011.11.071
- Enterprise. (2015). Our Story - How it Began. Repéré 1 octobre 2015, à <https://www.enterprisecarshare.com/us/en/our-story.html>
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J. et Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Dans *Kdd* (vol. 96, p. 226–231). Repéré à <http://www.aaai.org/Papers/KDD/1996/KDD96-037.pdf>
- Euronet et ICLEI. (1996). *StattAuto: Organization of Carsharing*. Repéré à <http://www.iclei.org/egpis/egpc-045.html>
- EV-Volumes. (2018). EV-Volumes - The Electric Vehicle World Sales Database. Repéré 22 octobre 2018, à <http://www.ev-volumes.com/>

- Fairley, P. (2013). Car Sharing Could Be the Electric Vehicle's Killer App. *IEEE Spectrum: Technology, Engineering, and Science News*. Repéré 1 avril 2016, à <https://spectrum.ieee.org/transportation/advanced-cars/car-sharing-could-be-the-electric-vehicles-killer-app>
- Fan, W., Machemehl, R. et Lownes, N. (2008). Carsharing: Dynamic decision-making problem for vehicle allocation. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2063), 97–104. doi:10.3141/2063-12
- Ferraris, F. S. G. (2016). Le début de la fin pour les véhicules à essence en libre-service. *Le Devoir*. Repéré 1 septembre 2016, à <https://www.ledevoir.com/societe/transports-urbanisme/478214/autopartage-le-debut-de-la-fin-pour-les-vls-thermiques>
- Firnkorn, J. (2012). Triangulation of two methods measuring the impacts of a free-floating carsharing system in Germany. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46(10), 1654–1672. doi:10.1016/j.tra.2012.08.003
- Firnkorn, J. et Müller, M. (2011). What will be the environmental effects of new free-floating car-sharing systems? The case of car2go in Ulm. *Ecological Economics*, 70(8), 1519–1528. doi:10.1016/j.ecolecon.2011.03.014
- Fishman, E., Washington, S. et Haworth, N. (2013). Bike share: a synthesis of the literature. *Transport reviews*, 33(2), 148–165. doi:10.1080/01441647.2013.775612
- Fishman, E., Washington, S., Haworth, N. et Watson, A. (2015). Factors influencing bike share membership: an analysis of Melbourne and Brisbane. *Transportation research part A: policy and practice*, 71, 17–30. doi:10.1016/j.tra.2014.10.021

- Franke, T., Cocron, P., Bühler, F., Neumann, I. et Krems, J. F. (2012). Adapting to the range of an electric vehicle—the relation of experience to subjectively available mobility resources. Dans *Proceedings of the european conference on human centred design for intelligent transport systems, valencia, spain* (p. 95–103).
- Franke, Thomas et Krems, J. F. (2013). What drives range preferences in electric vehicle users? *Transport Policy*, 30, 56–62. doi:10.1016/j.tranpol.2013.07.005
- Franke, Thomas, Neumann, I., Bühler, F., Cocron, P. et Krems, J. F. (2012). Experiencing range in an electric vehicle: Understanding psychological barriers. *Applied Psychology*, 61(3), 368–391. doi:10.1111/j.1464-0597.2011.00474.x
- Gleave, S. D. et Bewick, I. (2017). *Carplus Annual Survey of Car Clubs 2016/17 in London* (p. 105). Repéré 19 janvier 2019, à <https://como.org.uk/wp-content/uploads/2018/06/Carplus-Annual-Survey-of-Car-Clubs-2016-17-London.pdf>
- Glott-Richter, M. (1997). STADTAUTO Car-Sharing/Citycarclub-A Practical Step Towards An Intermodal And Sustainable Urban Transport. Dans *New Government-New Transport Policies. Learning From Best Practice In Europe*.
- Grasset, V. et Morency, C. (2010). Carsharing: Analyzing the interaction between neighborhood features and market share. Communication présentée au Transportation Research Board 89th Annual Meeting.
- Greenwheels. (2015). Access to a car whenever it suits you. *Greenwheels*. Repéré 15 novembre 2015, à <https://www.greenwheels.com/de/de-en>
- Gris Orange Consultant. (2009). *Bike sharing guide*. Ottawa, Ont. : Transport Canada. Repéré à http://dsp-psd.pwgsc.gc.ca/collection_2010/tc/T22-180-2009-eng.pdf

- Habib, K. M. N., Morency, C., Islam, M. T. et Grasset, V. (2012). Modelling users' behaviour of a carsharing program: Application of a joint hazard and zero inflated dynamic ordered probability model. *Transportation research part A: policy and practice*, 46(2), 241–254. doi:10.1016/j.tra.2011.09.019
- Hampshire, R. C. et Gaites, C. (2011). Peer-to-peer carsharing: Market analysis and potential growth. *Transportation Research Record*, 2217(1), 119–126. doi:10.3141/2217-15
- Handy, S., Cao, X. et Mokhtarian, P. (2005). Correlation or causality between the built environment and travel behavior? Evidence from Northern California. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 10(6), 427–444. doi:10.1016/j.trd.2005.05.002
- Hanna, J. P., Albert, M., Chen, D. et Stone, P. (2016). Minimum cost matching for autonomous carsharing. *IFAC PapersOnLine*, 49(15), 254–259.
- Harms, S. et Truffer, B. (1998). The emergence of a nation-wide carsharing co-operative in Switzerland. Dans *A case-study for the EC-supported research project "Strategic Niche Management as a tool for transition to a sustainable transport system"*, EAWAG: Zürich.
- Heilig, M., Mallig, N., Schröder, O., Kagerbauer, M. et Vortisch, P. (2015). Multiple-day agent-based modeling approach of station-based and free-floating carsharing. Communication présentée au Transportation Research Board 94th Annual Meeting.
- Hertz. (2015). Hertz History. Repéré 1 décembre 2015, à <https://www.hertz.ca/rentacar/abouthertz/index.jsp?targetPage=CorporateProfile.jsp&c=aboutHertzFirstView>

- Hidrué, M. K., Parsons, G. R., Kempton, W. et Gardner, M. P. (2011). Willingness to pay for electric vehicles and their attributes. *Resource and Energy Economics*, 33(3), 686–705. doi:10.1016/j.reseneeco.2011.02.002
- Honda. (2008). What is ICVS? Repéré 15 décembre 2015, à <https://world.honda.com/ICVS/about/>
- Horni, A., Nagel, K. et Axhausen, K. W. (2016). Introducing matsim. Dans *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim* (p. 3–7). Ubiquity Press. Repéré à https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/164522/Horni_164522.pdf
- Hui, Y., Ding, M., Zheng, K. et Lou, D. (2017). Observing Trip Chain Characteristics of Round-Trip Carsharing Users in China: A Case Study Based on GPS Data in Hangzhou City. *Sustainability*, 9(6), 949. doi:10.3390/su9060949
- Illgen, S. et Höck, M. (2018). Electric vehicles in car sharing networks – Challenges and simulation model analysis. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 63, 377–387. doi:10.1016/j.trd.2018.06.011
- International Energy Agency. (2013). *Global EV Outlook: Understanding the Electric Vehicle Landscape to 2020*. Repéré à https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/GlobalEVOutlook_2013.pdf
- Jensen, N. (2001). The Co-operative Auto Network Social and Environmental Report 2000-2001. Repéré à <https://web.archive.org/web/20060621021751/http://www.cooperativeauto.net/benefits/report.pdf>

- Jian, S., Rashidi, T. H., Wijayaratna, K. P. et Dixit, V. V. (2016). A Spatial Hazard-Based analysis for modelling vehicle selection in station-based carsharing systems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 72, 130–142. doi:10.1016/j.trc.2016.09.008
- Jorge, D. et Correia, G. (2013). Carsharing systems demand estimation and defined operations: a literature review. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 13(3), 201–220.
- Jorge, D., Correia, G. et Barnhart, C. (2012). Testing the validity of the MIP approach for locating carsharing stations in one-way systems. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 54, 138–148. doi:10.1016/j.sbspro.2012.09.733
- Katzev, R. (2003). Car sharing: A new approach to urban transportation problems. *Analyses of Social Issues and Public Policy*, 3(1), 65–86. doi:10.1111/j.1530-2415.2003.00015.x
- Katzev, R., Brook, D. et Nice, M. (2001). The Effects of Car Sharing on Travel Behaviour: Analysis of Carsharing Portland's First Year. *World transport policy & practice*, 7(1).
- Kek, A. G., Cheu, R. L. et Chor, M. L. (2006). Relocation simulation model for multiple-station shared-use vehicle systems. *Transportation research record*, 1986(1), 81–88. doi:10.1177/0361198106198600111
- Kho, J. (2006). Zipcar Raises \$25M, Hits London. Repéré à www.redherring.com/Home/19957
- Kirby, R. F., Bhatt, K. U., Kemp, M. A., McGillivray, R. G. et Wohl, M. (1974). *Para-transit: neglected options for urban mobility*. Urban Institute, Washington.

- Klemmer, K., Willing, C., Wagner, S. et Brandt, T. (2016). Explaining Spatio-Temporal Dynamics in Carsharing: A Case Study of Amsterdam. Communication présentée au AMCIS2016. Repéré à <https://aisel.aisnet.org/amcis2016/ITProj/Presentations/35/>
- Klincevicus, M., Morency, C. et Trépanier, M. (2014). Assessing impact of carsharing on household car ownership in Montreal, Quebec, Canada. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2416), 48–55. doi:10.3141/2416-06
- Kopp, J., Gerike, R. et Axhausen, K. W. (2015). Do sharing people behave differently? An empirical evaluation of the distinctive mobility patterns of free-floating car-sharing members. *Transportation*, 42(3), 449–469. doi:10.1007/s11116-015-9606-1
- Kortum, K. et Machemehl, R. B. (2012). *Free-floating carsharing systems: innovations in membership prediction, mode share, and vehicle allocation optimization methodologies*. Center for Transportation Research. University of Texas at Austin.
- Kortum, K., Schönduwe, R., Stolte, B. et Bock, B. (2016). Free-floating carsharing: City-specific growth rates and success factors. *Transportation Research Procedia*, 19, 328–340. doi:10.1016/j.trpro.2016.12.092
- Krizek, K. J., Barnes, G. et Thompson, K. (2009). Analyzing the effect of bicycle facilities on commute mode share over time. *Journal of urban planning and development*, 135(2), 66–73. doi:10.1061/(ASCE)0733-9488(2009)135:2(66)
- Lane, C. (2005). PhillyCarShare: First-year social and mobility impacts of carsharing in Philadelphia, Pennsylvania. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1927), 158–166. doi:10.3141/1927-18

- Larousse, É. (2016). Définitions : covoiturage - Dictionnaire de français Larousse. Repéré 29 septembre 2016, à <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/covoiturage/20088>
- Larson, P. D., Viáfara, J., Parsons, R. V. et Elias, A. (2014). Consumer attitudes about electric cars: Pricing analysis and policy implications. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 69, 299–314. doi:10.1016/j.tra.2014.09.002
- Le Vine, S., Lee-Gosselin, M., Sivakumar, A. et Polak, J. (2014). A new approach to predict the market and impacts of round-trip and point-to-point carsharing systems: case study of London. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 32, 218–229. doi:10.1016/j.trd.2014.07.005
- Le Vine, S. et Polak, J. (2017). The impact of free-floating carsharing on car ownership: Early-stage findings from London. *Transport Policy*. doi:10.1016/j.tranpol.2017.02.004
- Leclerc, B., Trépanier, M. et Morency, C. (2013). Unraveling the travel behavior of carsharing members from global positioning system traces. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2359), 59–67. doi:10.3141/2359-08
- Les Affaires. (2016). Communauto passe la vitesse supérieure grâce à deux investisseurs! Repéré 6 novembre 2018, à http://www.lesaffaires.com/l-observatoire-de-la-croissance/tactiques/communauto-passe-la-vitesse-superieure-grace-a-deux-investisseurs/590342?utm_source=newsletter&utm_medium=email&utm_campaign=le-midi_28-septembre-2016
- Leuty, R. (2002). Car-share speeds into East Bay. *San Francisco Business Times*. Repéré 9 août 2016, à <https://www.bizjournals.com/sanfrancisco/stories/2002/01/21/story5.html>

- Loose, W. (2009). *The environmental impacts of Car-Sharing use*. Momo Car-Sharing. Repéré à http://carsharing.de/images/stories/pdf_dateien/wp2_report__englisch_final_2.pdf
- Lopes, M. M., Martinez, L. M. et de Almeida Correia, G. H. (2014). Simulating carsharing operations through agent-based modelling: an application to the city of Lisbon, Portugal. *Transportation Research Procedia*, 3, 828–837. doi:10.1016/j.trpro.2014.10.060
- Lopez, A., Semanjski, I., Gillis, D., Ochoa, D. et Gautama, S. (2016). Travelled Distance Estimation for GPS-Based Round Trips Car-Sharing Use Case. *Transactions on maritime science*, 5(02), 121–129. doi:10.7225/toms.v05.n02.003
- Loustau, P., Grasset, V., Morency, C. et Trépanier, M. (2010). Comparing floating car data and carsharing GPS data for travel time assessment. Dans *12th World Conference on Transport Research, Lisbonne, Portugal*.
- Magder, J. (2015). Montreal looks into setting up an electric-car sharing service | Montreal Gazette. Repéré à <https://montrealgazette.com/news/local-news/montreal-looking-into-setting-up-an-electric-car-sharing-service>
- Maimon, O. et Rokach, L. (2005). Decomposition methodology for knowledge discovery and data mining. Dans *Data mining and knowledge discovery handbook* (p. 981–1003). Springer.
- Market Wired. (2009). Stuart to Lead Connect by Hertz Global Car Sharing. Repéré 1 novembre 2015, à <http://www.marketwired.com/press-release/stuart-to-lead-connect-by-hertz-global-car-sharing-nyse-htz-1178178.htm>

- Martin, E. et Shaheen, S. (2011a). Greenhouse gas emission impacts of carsharing in North America. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 12(4), 1074–1086. doi:10.1109/TITS.2011.2158539
- Martin, E. et Shaheen, S. (2011b). The impact of carsharing on public transit and non-motorized travel: an exploration of North American carsharing survey data. *Energies*, 4(11), 2094–2114. doi:10.3390/en4112094
- Martin, E. et Shaheen, S. (2014). Evaluating public transit modal shift dynamics in response to bikesharing: a tale of two US cities. *Journal of Transport Geography*, 41, 315–324. doi:10.1016/j.jtrangeo.2014.06.026
- Martin, E. et Shaheen, S. (2016). Impacts of Car2Go on vehicle ownership, modal shift, vehicle miles traveled, and greenhouse gas emissions: an analysis of five North American Cities. *Transportation Sustainability Research Center, UC Berkeley*.
- Martin, E., Shaheen, S. et Lidicker, J. (2010). Impact of carsharing on household vehicle holdings: Results from North American shared-use vehicle survey. *Transportation Research Record*, 2143(1), 150–158. doi:10.3141/2143-19
- MBTA. (2015). Parking Rules and Policies | Parking | MBTA. Repéré 29 juin 2015, à <https://www.mbtta.com/parking/parking-rules-and-policies>
- Meddin, R. et DeMaio, P. J. (2016). The Bike-sharing World Map. *Google My Maps*. Repéré 28 juin 2016, à <http://www.bikesharingworld.com>
- Michaux, J. (2012). Citroën launches electric car-sharing in Germany (Multicity). Repéré 9 juin 2016, à <https://www.technologicvehicles.com/en/green-transportation-news/1957/citroen-launches-electric-car-sharing-in-germany-multicity>

- Millard-Ball, A. (2002). Putting on their parking caps. *American Planning Association*, 68(4), 16–21.
- Millard-Ball, A., Murray, G., Ter Schure, J., Fox, C. et Burkhardt, J. (2005). *Car-sharing: Where and how it succeeds*. Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C. Repéré à <http://dx.doi.org/10.17226/13559>
- Mishra, G. S., Clewlow, R. R., Mokhtarian, P. L. et Widaman, K. F. (2015). The effect of carsharing on vehicle holdings and travel behavior: a propensity score and causal mediation analysis of the San Francisco Bay Area. *Research in Transportation Economics*, 52, 46–55. doi:10.1016/j.retrec.2015.10.010
- Mitchell, W. J., Hainley, B. E. et Burns, L. D. (2010). *Reinventing the automobile: Personal urban mobility for the 21st century*. MIT press.
- Mobility. (2015). Fuss-free mobility with the Mobility Cooperative. Repéré 15 novembre 2015, à <https://www.mobility.ch/en/mobility-cooperative/about-us/>
- Mongeon-Bourbonnais, P.-L. (2016, avril). *Outil intégré de collecte, d'analyse et de visualisation de données de mobilité* (Thèse de Doctorat, École Polytechnique de Montréal). Repéré à <https://publications.polymtl.ca/2116/>
- Morency, C., Trepanier, M. et Agard, B. (2011). Typology of carsharing members. Dans *Transportation Research Board 90th Annual Meeting*.
- Morency, C., Trépanier, M., Agard, B., Martin, B. et Quashie, J. (2007). Car sharing system: what transaction datasets reveal on users' behaviors. Dans *Intelligent Transportation Systems Conference, 2007. ITSC 2007. IEEE* (p. 284–289). IEEE.

- Morency, C., Trepanier, M. et Godefroy, F. (2011). Insight into Montreal's Bikesharing System. Communication présentée au Transportation Research Board 90th Annual Meeting.
- Morency, C., Trépanier, M., Wielinski, G., Gayraud, G. et Bourdeau, B. (2018). *Véhicules en libre-service et transport en commun : des services complémentaires ou en compétition?* Communication présentée au RFTM - 1ères Rencontre Francophones Transport Mobilité, Lyon, France.
- Morency, C., Verreault, H. et Demers, M. (2015). Identification of the minimum size of the shared-car fleet required to satisfy car-driving trips in Montreal. *Transportation*, 42(3), 435–447. doi:10.1007/s11116-015-9605-2
- MTQ. (2015). *Transportation Electrification Action Plan 2015-2020* (p. 72). Repéré à https://transportselectriques.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/CIAO-050-LG2-MTQ-Rapport2016ENv2.1_.pdf
- Müller, J. et Bogenberger, K. (2015). Time series analysis of booking data of a free-floating Carsharing system in Berlin. *Transportation Research Procedia*, 10, 345–354. doi:10.1016/j.trpro.2015.09.084
- Müller, J., Schmöeller, S. et Giesel, F. (2015). Identifying users and use of (electric-) free-floating carsharing in Berlin and Munich. Dans *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2015 IEEE 18th International Conference on* (p. 2568–2573). IEEE.
- Namaz, M. et Dowlatabadi, H. (2018). Vehicle ownership reduction: A comparison of one-way and two-way carsharing systems. *Transport Policy*, 64, 38–50. doi:10.1016/j.tranpol.2017.11.001

- Niels, T. et Bogenberger, K. (2017). Booking Behavior of Free-Floating Carsharing Users: Empirical Analysis of Mobile Phone App and Booking Data Focusing on Battery Electric Vehicles. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2650), 123–132. doi:10.3141/2650-15
- Ohta, H., Fujii, S., Nishimura, Y. et Kozuka, M. (2013). Analysis of the acceptance of carsharing and eco-cars in Japan. *International Journal of Sustainable Transportation*, 7(6), 449–467. doi:10.1080/15568318.2012.688092
- Perboli, G., Ferrero, F., Musso, S. et Vesco, A. (2018). Business models and tariff simulation in car-sharing services. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 115, 32-48. doi:10.1016/j.tra.2017.09.011
- PostGIS Development Group. (n.d.). PostGIS — Spatial and Geographic Objects for PostgreSQL. Repéré 1 octobre 2016, à <https://postgis.net/>
- PostgreSQL Global Development Group. (n.d.). PostgreSQL: The world's most advanced open source database. Repéré 1 octobre 2016, à <https://www.postgresql.org/>
- Price, J., DeMaio, P. et Hamilton, C. (2006). *Arlington Carshare Program: 2006 Report*. Repéré à https://www.commuterpage.com/pdfdocs/ArlCo_CarshareReport_2006.pdf/
- Price, J. et Hamilton, C. (2005). Arlington Pilot Carshare Program. First-Year Report. *Arlington County Commuter Services, Division of Transportation, Department of Environmental Services, Arlington, VA*.
- Primerano, F., Taylor, M. A., Pitaksringkarn, L. et Tisato, P. (2008). Defining and understanding trip chaining behaviour. *Transportation*, 35(1), 55–72. doi:10.1007/s11116-007-9134-8

- PRNewswire. (2001). Seattle-Based Flexcar Acquires CarSharing Portland. Repéré à <http://www.prnewswire.com/cgi-bin/stories.pl?ACCT=104&STORY=/www/story/04-20-2001/0001474024>
- QGIS Development Team. (n.d.). QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. Repéré 1 octobre 2016, à <https://www.qgis.org>
- Qian, C., Li, W., Ding, M., Hui, Y., Xu, Q. et Yang, D. (2017). Mining Carsharing Use Patterns from Rental Data: A Case Study of Chufenxiang in Hangzhou, China. *Transportation Research Procedia*, 25, 2583–2602. doi:10.1016/j.trpro.2017.05.307
- Remane, G., Nickerson, R., Hanelt, A., Tesch, J. F. et Kolbe, L. M. (2016). A taxonomy of carsharing business models. Dans *Proceedings of the 37th International Conference on Information Systems (ICIS 2016)*, Dublin, Ireland.
- Renault. (2012). Twizy Way by Renault: an innovative shared electric mobility service. Repéré 9 mai 2016, à <https://media.group.renault.com/global/en-gb/renault/media/pressreleases/32671/twizy-way-by-renault-un-service-innovant-de-mobilite-electrique-partagee1>
- Repoux, M., Boyaci, B. et Geroliminis, N. (2015). Simulation and optimization of one-way car-sharing systems with variant relocation policies. Dans *Transportation Research Board 94th Annual Meeting*.
- Robert, B. (2000). Potentiel de L'Auto-Partage Dans Le Cadre d'Une Politique de Gestion de La Demande en Transport. Communication présentée au Forum de L'AQTR, Gaz à Effet de Serre: Transport et Développement, Kyoto: Une Opportunité d'Affaires?, Montréal.

- Robert, B. (2015). *One-Way Carsharing and Electric Vehicles*. Communication présentée au 2015 Carsharing Association Annual Meeting, Vancouver, Canada.
- RTM. (2013). Enquête Origine-Destination 2013. Repéré 18 octobre 2018, à <https://rtm.quebec/fr/a-propos/portrait-mobilite/enquete-od-2013>
- Rydén, C. et Morin, E. (2005). Mobility Services for Urban Sustainability. Environmental Assessment. Report WP 6. *Trivector Traffic AB, Stockholm, Sweden*.
- San Francisco Office of Contract Administration, Bids and Contracts. (2008). Bids and Contracts. Repéré à <http://mission.sfgov.org/OCABidPublication/BidDetail.aspx?K=1694> (référence empruntée de Shaheen, S., Cohen, A. et Chung, M. (2009).
- Schaefers, T. (2013). Exploring carsharing usage motives: A hierarchical means-end chain analysis. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 47, 69–77. doi:10.1016/j.tra.2012.10.024
- Schmöller, S., Weikl, S., Müller, J. et Bogenberger, K. (2014). Empirical data analysis of free-floating carsharing systems. Communication présentée au Transportation Research Board 94th Annual Meeting.
- Schmöller, S., Weikl, S., Müller, J. et Bogenberger, K. (2015). Empirical analysis of free-floating carsharing usage: The Munich and Berlin case. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 56, 34-51. doi:10.1016/j.trc.2015.03.008
- Schulte, F. et Voß, S. (2015). Decision support for environmental-friendly vehicle relocations in free-floating car sharing systems: The case of car2go. *Procedia CIRP*, 30, 275-280. doi:10.1016/j.procir.2015.02.090
- Schwartz, J. (1999). Presentation at Car-Free Cities Working Group Seminar. *London, England*.

- Seattle Department of Transportation. (2014). *2013 Seattle Free-Floating Car Share Pilot Program Report*. Repéré à https://worldstreets.files.wordpress.com/2014/04/2013_free_floating_car_share_report.pdf
- Shaffer, M.-E. (2016). Communauto toujours ouvert à offrir un service de prêt de voiture entre personnes. *Métro*. Repéré à <http://journalmetro.com/actualites/montreal/950694/communauto-toujours-ouvert-a-offrir-une-service-de-prest-de-voiture-entre-personnes/>
- Shaheen, S., Martin, E. et Cohen, A. (2013). Public bikesharing and modal shift behavior: a comparative study of early bikesharing systems in North America. *International journal of transportation*, 1(1), 35–54. doi:10.14257/ijt.2013.1.1.03
- Shaheen, S. (2015). *Carsharing Trends and Research Highlights*. Communication présentée au 2015 Carsharing Association Annual Meeting, Vancouver, Canada.
- Shaheen, S., Cano, L. et Camel, M. (2016). Exploring electric vehicle carsharing as a mobility option for older adults: A case study of a senior adult community in the San Francisco Bay Area. *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(5), 406–417. doi:10.1080/15568318.2014.962675
- Shaheen, S., Chan, N., Bansal, A. et Cohen, A. (2015). Definitions, Industry Developments, and Early Understanding. *Berkeley, CA: University of California Berkeley Transportation Sustainability Research Center*. http://innovativemobility.org/wp-content/uploads/2015/11/SharedMobility_WhitePaper_FINAL.pdf.

- Shaheen, S., Chan, N. D. et Micheaux, H. (2015). One-way carsharing's evolution and operator perspectives from the Americas. *Transportation*, 42(3), 519–536. doi:10.1007/s11116-015-9607-0
- Shaheen, S., Christensen, M. J. et de Lima, I. V. (2015). Bay Area Bike Share Casual Users Survey Report. Repéré à <http://innovativemobility.org/wp-content/uploads/2015/05/Bay-Area-Bike-Share-Final-Casual-User-Report.pdf>
- Shaheen, S. et Cohen, A. (2007). Growth in worldwide carsharing: An international comparison. *Transportation Research Record*, 1992(1), 81–89. doi:10.3141/1992-10
- Shaheen, S. et Cohen, A. (2013). Carsharing and personal vehicle services: worldwide market developments and emerging trends. *International Journal of Sustainable Transportation*, 7(1), 5–34. doi:10.1080/15568318.2012.660103
- Shaheen, S. et Cohen, A. (2015). *Innovative mobility carsharing outlook - Summer 2015* (p. 4). Repéré à http://innovativemobility.org/wp-content/uploads/2015/07/Summer-2015-Carsharing-Outlook_Final-1.pdf
- Shaheen, S. et Cohen, A. (2016). *Innovative mobility carsharing outlook - Winter 2016*. Transportation Sustainability Research Center - University of California, Berkeley. Repéré à http://innovativemobility.org/wp-content/uploads/2016/02/Innovative-Mobility-Industry-Outlook_World-2016-Final.pdf
- Shaheen, S., Cohen, A. et Chung, M. (2009). North American carsharing: 10-year retrospective. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2110), 35–44. doi:10.3141/2110-05

- Shaheen, S., Cohen, A. et Jaffee, M. (2018a). *Innovative mobility carsharing outlook - Spring 2018*. Transportation Sustainability Research Center - University of California, Berkeley.
Repéré à <https://escholarship.org/uc/item/49j961wb>
- Shaheen, S., Cohen, A. et Jaffee, M. (2018b). *Innovative mobility carsharing outlook - Winter 2018*. Transportation Sustainability Research Center - University of California, Berkeley.
Repéré à <https://escholarship.org/uc/item/1mw8n13h>
- Shaheen, S., Cohen, A. et Martin, E. (2013). Public bikesharing in North America: early operator understanding and emerging trends. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2387), 83–92. doi:10.3141/2387-10
- Shaheen, S., Cohen, A. et Roberts, J. (2006). Carsharing in North America: Market growth, current developments, and future potential. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1986), 116–124. doi:10.3141/1986-17
- Shaheen, S., Guzman, S. et Zhang, H. (2010). Bikesharing in Europe, the Americas, and Asia: past, present, and future. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2143), 159–167. doi:10.3141/2143-20
- Shaheen, S., Mallery, M. et Kingsley, K. (2012). Personal vehicle sharing services in North America. *Research in Transportation Business & Management*, 3, 71–81.
doi:10.1016/j.rtbm.2012.04.005
- Shaheen, S. et Meyn, M. (2002). Shared-use vehicle services: A survey of North American market developments. Dans *9th World Congress on Intelligent Transportation Systems, Proceedings*.

- Shaheen, S., Schwartz, A. et Wiprywski, K. (2004). Policy considerations for carsharing and station cars: Monitoring growth, trends, and overall impacts. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1887), 128–136. doi:10.3141/1887-15
- Shaheen, S., Sperling, D. et Wagner, C. (1998). Carsharing in Europe and North American: Past, Present, and Future. *Transportation Quarterly*, 52(3), 35-52.
- Shaheen, S., Wright, J. et Sperling, D. (2002). California's zero-emission vehicle mandate: Linking clean-fuel cars, carsharing, and station car strategies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1791), 113–120. doi:10.3141/1791-17
- Shaheen, S., Zhang, H., Martin, E. et Guzman, S. (2011). China's Hangzhou public bicycle: understanding early adoption and behavioral response to bikesharing. *Transportation Research Record*, 2247(1), 33–41. doi:doi.org/10.3141/2247-05
- Shoup, D. C. (2005). *Parking cash out* (p. 136). American Planning Association. Repéré à <http://shoup.bol.ucla.edu/Parking%20Cash%20Out%20Report.pdf>
- Sioui, L., Morency, C. et Trépanier, M. (2013). How carsharing affects the travel behavior of households: a case study of Montréal, Canada. *International Journal of Sustainable Transportation*, 7(1), 52–69. doi:10.1080/15568318.2012.660109
- Smith, S. L., Pavone, M., Schwager, M., Frazzoli, E. et Rus, D. (2013). Rebalancing the rebalancers: Optimally routing vehicles and drivers in mobility-on-demand systems. Dans *American Control Conference (ACC), 2013* (p. 2362–2367). IEEE.

- Statista. (2016). Global smartphone sales to end users from 1st quarter 2009 to 2nd quarter 2016, by operating system (in million units). Repéré 26 avril 2016, à <http://www.statista.com/statistics/266219/global-smartphone-sales-since-1st-quarter-2009-by-operating-system/>
- Stillwater, T., Mokhtarian, P. et Shaheen, S. (2009). Carsharing and the built environment: Geographic information system-based study of one US operator. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2110), 27–34. doi:10.3141/2110-04
- Tal, G. et Nicholas, M. (2014). *Evaluating the impact of high occupancy vehicle (HOV) lane access on plug-in vehicles (PEVs) purchasing and usage in California*. Institute of Transportation Studies - UCDavis. Repéré à <https://merritt.cdlib.org/d/ark:%252F13030%252Fm53500hr/1/producer%252F886564659.pdf>
- Tan, C. (2008). End of the road for Honda car-sharing scheme. Repéré 15 décembre 2015, à <http://news.asiaone.com/News/AsiaOne%2BNews/Singapore/Story/A1Story20080229-52102.html>
- Tecsult et Communauto. (2006). *Le projet auto+bus. Évaluation d'initiatives de mobilité combinée dans les villes canadiennes* (p. 248). Repéré à http://www.communauto.com/abonnes/PT-CS_RapportFinal_jul06.pdf
- Thrun, M., Lotsch, J. et Ultsch, A. (2017). ABCanalysis: Computed ABC Analysis (version 1.2.1). Repéré à <https://CRAN.R-project.org/package=ABCanalysis>

- Todd, T. (2011). Paris launches Autolib' electric car-hire scheme. *France 24*. Repéré 9 mai 2016, à <https://www.france24.com/en/20110930-paris-launches-autolib-bluecar-bollore-all-electric-car-hire-scheme-velib>
- Trépanier, M., Morency, C. et Wielinski, G. (2015). *What About Free-Floating Carsharing? A Look at the Montreal, Canada, Case*. Presentation presented at the TRB 94th Annual Meeting in Washington, D.C.
- Trépanier, M. et Yamamoto, T. (2015). Workshop synthesis: System based passive data streams systems; smart cards, phone data, GPS. *Transportation Research Procedia*, 11, 340–349. doi:10.1016/j.trpro.2015.12.029
- Uesugi, K., Mukai, N. et Watanabe, T. (2007). Optimization of vehicle assignment for car sharing system. Dans *International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems* (p. 1105–1111). Springer.
- Valiquette, F. et Morency, C. (2010). Trip chaining and its impact on travel behaviour. Communication présentée au 12th WCTR -Lisbon, Portugal. Repéré à <http://www.wctrs-society.com/wp-content/uploads/abstracts/lisbon/selected/02499.pdf>
- VDE. (2010). *E-Mobility 2020*. Repéré à <http://www.vde.com/de/EMobility/Seiten/VDEStudieEMobility2020.aspx>.
- Ville de Montréal. (2016). Électrification des transports - Dévoilement du modèle de déploiement des véhicules électriques en libre-service (VLS) à Montréal et de zones réservées au centre-ville. Web page. Repéré 1 septembre 2016, à http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=5798,42657625&_dad=portal&_schema=PORTAL&id=26836

- Wagner, C. et Schmeck, H. (1998). Gain Mobility by New Forms of Vehicle Utilisation and Mobility Management. Dans *Presentation at International Automotive Marketing Conference. Proceedings 5th ESOMAR European Society for Social and Marketing Research. Lausanne, Switzerland. March* (vol. 2, p. 19–37).
- Wagner, D. P. (1997). Lexington area travel data collection test: GPS for personal travel surveys. *Final Report, Office of Highway Policy Information and Office of Technology Applications, Federal Highway Administration, Battelle Transport Division, Columbus*, 1–92. doi:10.1016/j.omega.2015.02.011
- Wagner, S., Brandt, T. et Neumann, D. (2016). In free float: Developing Business Analytics support for carsharing providers. *Omega*, 59, 4–14.
- Walb, C. et Loudon, W. (1986). Evaluation of the short-term auto rental service in San Francisco, California. *Cambridge, MA: Prepared for the Urban Mass Transportation Administration, Research and Special Programs Administration*.
- Wang, X., MacKenzie, D. et Cui, Z. (2017). Complement or Competitor? Comparing car2go and Transit Travel Times, Prices, and Usage Patterns in Seattle. Dans *Transportation Research Board 96th Annual Meeting*.
- Wappelhorst, S., Graff, A., Steiner, J. et Hinkeldein, D. (2013). New carsharing offers and customer groups: implications for a growing and diversifying market. Dans *Proceedings of the European transport conference (ETC)*. Repéré à <https://aetransport.org/en-gb/past-etc-papers/conference-papers-2013?abstractId=113&state=b>

- Weikl, S. et Bogenberger, K. (2013). Relocation strategies and algorithms for free-floating car sharing systems. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 5(4), 100-111. doi:10.1109/MITS.2013.2267810
- Weikl, S. et Bogenberger, K. (2015). Integrated Relocation Model for Free-Floating Carsharing Systems: Field Trial Results. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2536), 19–27. doi:10.3141/2536-03
- Wielinski, G. (2014). *Analyse de l'implantation de l'autopartage en libre-service intégral à Montréal* (Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal). Repéré à <https://publications.polymtl.ca/1664/>
- Wielinski, G., Trépanier, M. et Morency, C. (2015). What About Free-Floating Carsharing? A Look at the Montreal, Canada, Case. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2536), 28-36. doi:10.3141/2536-04
- Wielinski, G., Trépanier, M. et Morency, C. (2017a). Carsharing Versus Bikes sharing: Comparing Mobility Behaviors. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2650), 112–122. doi:10.3141/2650-13
- Wielinski, G., Trépanier, M. et Morency, C. (2017b). Electric and hybrid car use in a free-floating carsharing system. *International Journal of Sustainable Transportation*, 11(3), 161-169. doi:10.1080/15568318.2016.1220653
- Wielinski, G., Trépanier, M., Morency, C. et Nurul Habib, K. (2018). Comparing multiple data streams to assess free-floating carsharing use. *Transportation Research Procedia*, 32, 617-626. doi:10.1016/j.trpro.2018.10.011

- Willing, C., Klemmer, K., Brandt, T. et Neumann, D. (2017). Moving in time and space—Location intelligence for carsharing decision support. *Decision Support Systems*, 99, 75–85. doi:10.1016/j.dss.2017.05.005
- Wolf, J., Guensler, R. et Bachman, W. (2001). Elimination of the travel diary: Experiment to derive trip purpose from global positioning system travel data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (1768), 125–134. doi:10.3141/1768-15
- Woodcock, J., Tainio, M., Cheshire, J., O'Brien, O. et Goodman, A. (2014). Health effects of the London bicycle sharing system: health impact modelling study. *Bmj*, 348, g425. doi:10.1136/bmj.g425
- Zipcar. (2006). *Zipcar customer survey shows car-sharing leads to car shedding*. Repéré à <http://zipcar.mediaroom.com/index.php?s=43&item=108>
- Zipcar. (2015). A new way to zip. Repéré 15 décembre 2015, à <https://www.zipcar.com/one-way>

**ANNEXE A - SYNTHÈSE DES IMPACTS ENVIRONNEMENTAUX
PROVENANT D'ÉTUDES NORD-AMÉRICAINES (TRADUCTION LIBRE,
(SHAHEEN ET AL., 2012))**

Tableau A.1 Synthèse des impacts environnementaux provenant d'études nord-américaines (traduction libre, (Shaheen et al., 2012))

Référence	Ville	Taille échantillon	Prop. Membres se départissent de leur véhicule	Prop. Membres qui évitent d'acheter un véhicule (%)	Nb. De véhicules privés retirés par véhicule partagé	Changement moyen du VKP (%)
(Martin et al., 2010)	Amérique du Nord	n.d.	25%	25%	9-13	n.d.
(Econsult, 2010)	Philadelphie	300	25%	7%	15.3	n.d.
(Cervero et al., 2007)	San Francisco	n.d.	24.2%	n.d.	n.d.	-33%
(Tecsult et Communauto, 2006)	Province du Québec	n.d.	24%	53%	4.6	n.d.
(Price, DeMaio et Hamilton, 2006)	Arlington	369	29%	71%	n.d.	-43%
(Zipcar, 2006)	États-Unis	n.d.	32%	39%	20	-79.8%
(Millard-Ball et al., 2005)	Amérique du Nord	1340	55.2%	70.5%	14.9	-37%
(Lane, 2005)	Philadelphie	502	24.5%	29.1%	10.8	-42%
(Price et Hamilton, 2005)	Arlington	403	25%	68%	n.d.	-40%
(Cervero et Tsai, 2004)	San Francisco	516	29.1%	67.5%	6.8	-47%/-73%
(Autoshare, 2003)	Toronto	n.d.	15%	25%	6-8	n.d.
(Katzev, 2003)	Portland	64	26%	53%	n.d.	n.d.
(Cervero et al., 2002)	San Francisco	404	2.5%	60%	n.d.	-3%/-58%
(Jensen, 2001)	Québec	n.d.	21-29%	55-61%	9.1	n.d.

Tableau A.1 Synthèse des impacts environnementaux provenant d'études Nord-Américaines (traduction libre, (Shaheen et al., 2012)) (suite et fin)

Référence	Ville	Taille échantillon	Prop. Membres se départissent de leur véhicule	Prop. Membres qui évitent d'acheter un véhicule (%)	Nb. De véhicules privés retirés par véhicule partagé	Changement moyen du VKP (%)
(Cooper, Howe et Mye, 2000)	Portland	n.d.	23%	25%	n.d.	-7.6
(Katzev et al., 2001)	Portland	110	26%	53%	n.d.	n.d.
(Walb et Loudon, 1986)	San Francisco	n.d.	15.4%	43.1%	n.d.	n.d.

ANNEXE B – SYNTHÈSE DES FACTEURS RÉSULTANT AU SUCCÈS DE L'AUTOPARTAGE

Tableau B.1 Synthèse des facteurs résultant au succès de l'autopartage

Caractéristiques	(Millard-Ball et al., 2005)	(Celsor et Millard-Ball, 2007)	Relation dans le modèle	(Rydén et Morin, 2005)	(Stillwater et al., 2009)	Relation dans le modèle	(Grasset et Morency, 2010)	Relation population à la proximité de la station	Relation dans le modèle	(6t-bureau de recherche, 2013)
Type autopartage	Basé stations	Basé stations		Basé stations	Basé stations		Basé stations			Basé stations
Lieu de l'étude	Amérique du Nord	Amérique du Nord		Europe	Amérique du Nord		Amérique du Nord			Europe
Genre	+ femmes			+ hommes	Semblable		53.6% femmes	49.70%		+ hommes
Âge	moy: 37.7 ans			moy: 39-44 ans	25% 25-34 ans		moy: 35.9	moy: 35.9		50% 30-49 ans
Revenu	Plus élevé	18.2% > 100k\$	- pour les ménages de >100k\$	Représentativité variée	18% > 100k\$		Inférieur à la population en moyenne			Revenus normaux, mais sensible au budget transport
Éducation	Études universitaires	54.6% études universitaires	+	>50% études universitaires	48% études universitaires		77.4% études universitaires	44.8% études universitaires		85.4% études universitaires
Ethnicité	+ caucasien				59% caucasien					
Taille du ménage	moy: 2.02 personnes	51.8% 1 personne	+ pour les ménages seuls	50% 1 personne	45% 1 personne; 31% 2 personnes	+ pour les ménages seuls	moy: 2.62	moy: 1.83	-	60% seuls ou en couple sans enfant
Enfants	Présent 24% des ménages	Présent 12.5% des ménages	-	Présent 25-34% des ménages	Présent 10% des ménages		moy: 0.35	moy: 0.60		28% en couple avec enfant
Possession automobile	72% sans véhicule	40.0% sans véhicule; 82% ≤ 1 auto	-	~87% des ménages sans véhicules (60-65% se sont départis de leur véhicule)	34% sans véhicule; 77% ≤ 1 auto	+ pour les ménages avec 1 véhicule	moy: 0.14	moy: 0.93		avant: 39% aucun véhicule; 89% ≤ 1 auto; après: 96% sans véhicule
Connectivité au TC	#			6900-9400 km/an					+	
Déplacements par TC ou modes actifs	Les membres doivent pouvoir se déplacer sans leur voiture	30.8% TC pour aller travailler; 2.1% vélo; 21.9% marche	+ pour la marche		30% TC pour aller travailler; 15% marche					34.5% "automobilistes contraints à l'utilisation du TC"; 28.4% "comparateurs de temps"; 21.8% "ancrés dans la proximité"

Tableau B.1 Synthèse des facteurs résultant au succès de l'autopartage (suite et fin)

Caractéristiques	(Millard-Ball et al., 2005)	(Celsor et Millard-Ball, 2007)	Relation dans le modèle	(Rydén et Morin, 2005)	(Stillwater et al., 2009)	Relation dans le modèle	(Grasset et Morency, 2010)	Relation population à la proximité de la station	Relation dans le modèle	(6t-bureau de recherche, 2013)
Déplacements auto solo		33.0% seul pour aller travailler	-		35.0% seul pour aller travailler	-				
Covoiturage vers le travail		6.6% pour aller travailler	-							
Temps de déplacement vers travail/école					moy: 27 minutes	67.6% <= 9km				
Disponibilité en stationnement	Plus difficile de se stationner									
Densité de la population	Plus grand bassin potentiel; Habituellement corrélé avec un taux de possession automobile plus faible	21.7 logis par acre	+							
Ancienneté de la station					Relation positive avec l'âge	+			+	
Commentaires		Le succès de l'autopartage passe en premier lieu aux caractéristiques du voisinage ainsi qu'au niveau de la mobilité des gens			Ni la densité ou les facteurs démographiques sont en lien avec le succès de l'autopartage. Le modèle montre également une relation inversement proportionnelle avec la largeur des routes et le train régional.					

ANNEXE C - EXEMPLES DE SERVICES D'AUTOPARTAGE EN SENS UNIQUE ET LES LEÇONS RETENUES (TRADUCTION LIBRE (SHAHEEN ET AL., 2015))

Tableau C.1 Exemples de services d'autopartage en sens unique et les leçons retenues (traduction libre (Shaheen et al., 2015))

Service	Lieu	Dates d'opération	Leçons retenues
Procotip	Montpellier, France	1971-1973	Le service a fermé dû à des problèmes technologiques et un manque de contrôle au niveau de la gestion du service.
Wiktat	Amsterdam, Pays-Bas	1974-1986	Le service a fermé dû à des coûts d'opération élevés, un manque de support environnemental et des contraintes technologiques.
Liselec / Yélobile	La Rochelle, France	Depuis 1993	Le projet est un succès dû à un support gouvernemental continu.
Praxitèle	Saint-Quentin-en-Yvelines, France	1997-1999	Le service a dû fermer à cause des coûts élevés et une faible demande.
CarLink II	San Francisco Bay Area, États-Unis	2001-2002	Le service a dû fermer étant donné des préoccupations financières et une expansion potentielle limitée.
UCR IntelliShare	Université de la Californie, États-Unis	1999-2010	Le programme a été un succès étant donné l'utilisation de technologies avancées et le support d'agences et de l'industrie.
Honda DIRACC	Singapour	2003-2008	Le programme a été terminé dû à un déclin de la qualité du service.

ANNEXE D – DÉFINITIONS DES VARIABLES PRÉSENTÉES DANS LE SYSTÈME D'INFORMATION DU CHAPITRE 3

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES PASIVES CAPTURÉES	AUTO_MOBILE_CAPTURE	CAP_ID	Identifiant unique
		V_NO_SERIE	Numéro de série du véhicule
		V_NO_PLAQUE	Plaque du véhicule
		V_NO	Numéro du véhicule (affiché sur la voiture)
		CAP_TIMESTAMP	Horodatage de la capture
		CAP_LAT	Latitude de la position du véhicule
		CAP_LON	Longitude de la position du véhicule
		V_MODEL	Modèle du véhicule
		CAP_ENERGY_LEVEL	Niveau d'énergie (taux de charge ou niveau d'essence) du véhicule
		CAP_GEOM	Géométrie de la position du véhicule
	AUTO_MOBILE_EMPRUNT	EMP_ID	Identifiant unique
		EMP_START_TIMESTAMP	Horodatage de début de l'emprunt déduit
		EMP_END_TIMESTAMP	Horodatage de fin de l'emprunt déduit
		EMP_START_LAT	Latitude de début de l'emprunt
		EMP_START_LON	Longitude de début de l'emprunt
		EMP_END_LAT	Latitude de fin de l'emprunt
		EMP_END_LON	Longitude de fin de l'emprunt
		V_NO_SERIE	Numéro de série du véhicule
		V_NO_PLAQUE	Plaque du véhicule
		V_NO	Numéro du véhicule (affiché sur la voiture)
		EMP_LENGTH_MIN	Temps de l'emprunt déduit (incluant le temps de blocage du véhicule)
		EMP_DISTANCE_OD_KM	Distance origine-destination à vol d'oiseau entre l'origine et la destination de l'emprunt
		EMP_GEOM_O	Géométrie de début de l'emprunt
		EMP_GEOM_D	Géométrie de fin de l'emprunt
DONNÉES SPATIALES	ZONE_COUVERTURE_AUTO_MOBILE	ZONE_ID	Identifiant unique
		ZONE_NOM	Nom de la zone de service
		ZONE_DATE_VALID	Date de début de la mise en opération de la zone

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES SPATIALES	ZONE_COUVERTURE_AUTO_MOBILE	ZONE_ID_EXPANSION	Identifiant unique de l'expansion (plusieurs zones peuvent être ajoutées à une même expansion de service)
		ZONE_GEOM	Géométrie du polygone représentant la zone de service
		ZONE_VEH	Variable binaire; Vrai si la zone est une zone réservée aux véhicules électriques seulement
DONNÉES GPS	GPS_TRIPS	GPS_TRIP_ID	Identifiant unique
		U_VULOG_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système vulog)
		GPS_TRIP_START_DATE TIME	Date de début de l'emprunt
		V_NO_SERIE	Numéro de série du véhicule
		GPS_TRIP_DISTANCE_K M	Distance parcourue (en km) lors de l'emprunt
		GPS_TRIP_LENGTH_MIN	Durée (en minutes) de l'emprunt
		GPS_TRIP_BREAK_MIN	Durée (en minutes) du véhicule à l'arrêt lors de l'emprunt
	GPS_TRIPS_DETAIL	GPST_ID	Identifiant unique
		GPS_TRIP_ID	Clé étrangère
		GPST_DATETIME	Horodatage de la capture GPS
		GPST_LAT	Latitude de la capture GPS
		GPST_LON	Longitude de la capture GPS
		GPST_STATUS	Statut du véhicule (1=Libre-Valider; 2=Authentification-Valider; 3=Réserve – Attente Client – Valider; 4=Réserve – 1 ^{er} Menu Go; 5=Réserve – Roule; 6=Réserve – Écran Fin/Pause; 7=Réserve – Pause demandée; 8=Réserve – Fin demandée; 9=Réserve – Attente Retour Client; 10=N/A)
		GPST_CAP	Cap ou direction du véhicule (en degré)
DONNÉES COMMUNAUTO	PACKAGE_HIST	P_CONSO_ID	Identifiant unique
		P_NO	Numéro du package
		U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système Communauto)
		P_START_DATE	Date de début de mise en effet du package
		P_END_DATE	Date de fin de mise en effet du package
		P_LENGTH_MONTH	Durée en mois de la mise en effet du package

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES COMMUNAUTO	PACKAGE_HIST	P_LENGTH_YEAR	Durée en années de la mise en effet du package
	ADDRESS	A_ID	Identifiant unique
		U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système Communauto)
		A_CITY_ID	Identifiant unique de la ville (59=MTL; 88=SHE; 89=N/A; 90=QC; 92=N/A; 93=OTT; 94=GAT)
		A_POSTAL_CODE	Code postal
		A_START_TIME	Date de début de la mise en effet de l'adresse
		A_CREATED_DATETIME	Date de création de l'adresse
		A_MODIFIED_DATETIME	Date de modification de l'adresse
		A_START_DATE	Date de début de mise en effet de l'adresse
		A_END_DATE	Date de fin de mise en effet de l'adresse
		A_LAT	Latitude du code postal
		A_LON	Longitude du code postal
		A_GEOM	Géométrie du code postal
	USER	U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système Communauto)
		U_BRANCH_ID	Identifiant unique au niveau du centre d'affaires/administratif (u_branch_id=1)
		U_GENDER_NO	Numéro du genre (127 hommes; 128 femmes)
		U_GENDER_NOM	Genre de l'utilisateur
		U_LANG_NO	Langue de l'utilisateur (1=Fr;2=En)
		U_LANG_NOM	Nom de la langue de l'utilisateur
		U_NAISSANCE_DATE	Date de naissance de l'utilisateur
		U_NAISSANCE_FLAG	Indicateur binaire afin d'identifier les dates de naissance susceptibles d'être fausses
		U_EMPLOYER_FLAG	Indicateur binaire permettant d'identifier les employés de Communauto
		U_ABONNEMENT_DATE	Date du début de l'abonnement
		U_RETIRED_DATE	Date de retrait
		U_CREATED_DATE	Date de création de l'utilisateur
		U_MODIFIED_DATE	Date de modification de l'utilisateur
	CUSTOMER_TYPE	CT_ID	Identifiant unique
		U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système Communauto)

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES COMMUNAUTO	CUSTOMER_TYPE	CT_TYPE	Type d'usager
		CT_START_DATETIME	Date et heure de début de mise en fonction de ce type d'usager
		CT_CREATED_DATETIME	Date de création
		CT_MODIFIED_DATETIME	Date de modification
		CT_START_DATE	Date de début de mise en fonction de ce type d'usager
		CT_END_DATE	Date de fin de mise en fonction de ce type d'usager
	RESERVATION	RES_ID	Identifiant unique
		U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'usager (système Communauto)
		V_ID	Identifiant unique du véhicule
		RES_TRIP_START_DATE TIME	Horodatage du début de l'emprunt
		RES_TRIP_END_DATETIME	Horodatage de la fin de l'emprunt
		RES_TRIP_START_DATE	Date de début de l'emprunt
		RES_TRIP_END_DATE	Date de fin de l'emprunt
		RES_TARIF_NO	Tarif appliqué (80=local; 81=long-distance; 141=forfait travail; 171=train+auto; 99 ou autre; donnée manquante)
		RES_ODO_START	Odomètre du véhicule au début de l'emprunt
		RES_ODO_END	Odomètre du véhicule à la fin de l'emprunt
		RES_TRIP_STATUS	Statut de la réservation (Statut de la réservation (49/139=réservation, 99=manquant)
		RES_SOURCE	Source de l'extraction de la donnée
		RES_TRIP_DIST_KM	Distance parcourue (en km) lors de l'emprunt
		RES_TRIP_LENGTH_HR	Durée (en minutes) de l'emprunt
		RES_TRIP_INSCRIPTION_DATETIME	Horodatage du moment où l'enregistrement a été enregistré
		RES_TRIP_CANCEL_DATETIME	Horodatage du moment où la réservation a été annulé
		RES_TRIP_CANCEL_DATE	Date du moment où la réservation a été annulé

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES COMMUNAUTO	RESERVATION	RES_NEXT_NO_RESERVATION	Identifiant unique de la réservation découlant de l'annulation de cette dernière
		RES_TYPE	Type de réservation (47=actif; 129 entretien 1; 130=entretien 2; 147=bloquer la voiture pour amener les coupons; 148=ménage; 149=réservation pour Communauto; 178=abonné trois voiture roule)
	STATION	ST_ID	Identifiant unique
		ST_NO	Numéro de la station
		ST_NOM	Nom de la station
		ST_VILLE_NO	Numéro de la ville où la station est située
		ST_VILLE_NOM	Nom de la ville où la station est située
		ST_LON	Longitude de l'emplacement de la station
		ST_LAT	Latitude de l'emplacement de la station
		ST_LOC_MANUAL	Variable binaire; Vrai si les coordonnées de la station ont été fournies manuellement
		ST_GEOM	Géométrie de l'emplacement de la station
	VEHICLE	V_ID	Identifiant unique
		V_NO	Numéro du véhicule (affiché sur la voiture)
		V_MARQUE	Marque du véhicule
		V_MODELE	Modèle du véhicule
		V_NO_PLAQUE	Plaque du véhicule
		V_NO_SERIE	Numéro de série du véhicule
		V_ANNEE	Année du véhicule
		V_START_DATETIME	Date et heure de mise en fonction du véhicule
		V_END_DATETIME	Date et heure de mise à l'arrêt du véhicule
		V_TYPE	Type de véhicule (HV; EV)
		V_START_DATE	Date de mise en fonction du véhicule
		V_END_DATE	Date de mise à l'arrêt du véhicule
	STATION_VEHICLE	STV_ID	Identifiant unique
		ST_ID	Identifiant unique de la station
		V_ID	Identifiant unique du véhicule
		STV_START_DATETIME	Horodatage du début de l'assignation entre le véhicule et la station
		STV_END_DATETIME	Horodatage de fin de l'assignation entre le véhicule et la station
		STV_START_DATE	Date du début de l'assignation entre le véhicule et la station

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES COMMUNAUTO	STATION_VEHICULE	STV_END_DATE	Date de fin de l'assignation entre le véhicule et la station
	LSI_TRIP	LSI_ID	Identifiant unique
		RES_ID	Identifiant unique de la réservation
		V_NO	Numéro du véhicule (affiché sur la voiture)
		V_NO_SERIE	Numéro de série du véhicule
		U_CUSTOMER_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système Communauto)
		U_VULOG_ID	Identifiant unique de l'utilisateur (système vulog)
		LSI_EVENT_DATE	Date de l'évènement
		LSI_EVENT_TYPE	Type d'évènement (Check-in; Check-out)
		LSI_TRIP_START_DATETIME	Horodatage du début de l'emprunt
		LSI_TRIP_END_DATETIME	Horodatage de la fin de l'emprunt
		LSI_TRIP_DIST_KM	Distance parcourue (en km) lors de l'emprunt
		LSI_TRIP_LENGTH_MIN	Durée (en minutes) de l'emprunt du blocage du véhicule jusqu'à la fin de l'emprunt
		LSI_BOOK_LENGTH_MIN	Durée (en minutes) du temps de blocage du véhicule
		LSI_INTEGRATED_BOOK_LENGTH_MIN	Durée (en minutes) du temps de blocage du véhicule considérant la réservation a priori successive
		LSI_FIRST_DRIVE_MIN	Durée (en minutes) prise par le membre avant de démarrer le véhicule depuis le début de l'emprunt (ou du blocage)
		LSI_LAT_START	Latitude de la position du véhicule au début de l'emprunt
		LSI_LON_START	Longitude de la position du véhicule au début de l'emprunt
		LSI_LAT_END	Latitude de la position du véhicule à la fin de l'emprunt
		LSI_LON_END	Longitude de la position du véhicule à la fin de l'emprunt
		LSI_SOC_START	Niveau d'énergie (taux de charge ou niveau d'essence) du véhicule au début de l'emprunt

Tableau D.1 Définition des variables détaillées auprès du système d'information présenté à la Figure 3.1 (suite et fin)

Source	Table	Variable	Description
DONNÉES COMMUNAUTO	LSI_TRIP	LSI_SOC_END	Niveau d'énergie (taux de charge ou niveau d'essence) du véhicule à la fin de l'emprunt
		LSI_SOC_DELTA	Delta du niveau d'énergie
		LSI_ODO_START	Odomètre du véhicule au début de l'emprunt
		LSI_ODO_END	Odomètre du véhicule à la fin de l'emprunt
		LSI_ODO_DELTA	Delta de l'odomètre du véhicule
		LSI_DATA_GRADE	Indice de maturité de la donnée (1=données complète; 2=données géographiques partiellement manquantes ou déduites; 0=données manquantes).
		LSI_DATE_CREATED	Date de création de l'enregistrement
		LSI_DATE_MODIFIED	Date de modification de l'enregistrement
		LSI_SOURCE	Source de l'extraction de la donnée
		LSI_GEOM_O	Géométrie de la position du véhicule lors du début de l'emprunt
		LSI_GEOM_D	Géométrie de la position du véhicule lors de la fin de l'emprunt

ANNEXE E– DIAGRAMME DES CONTRIBUTIONS EMPIRIQUES DE LA THÈSE

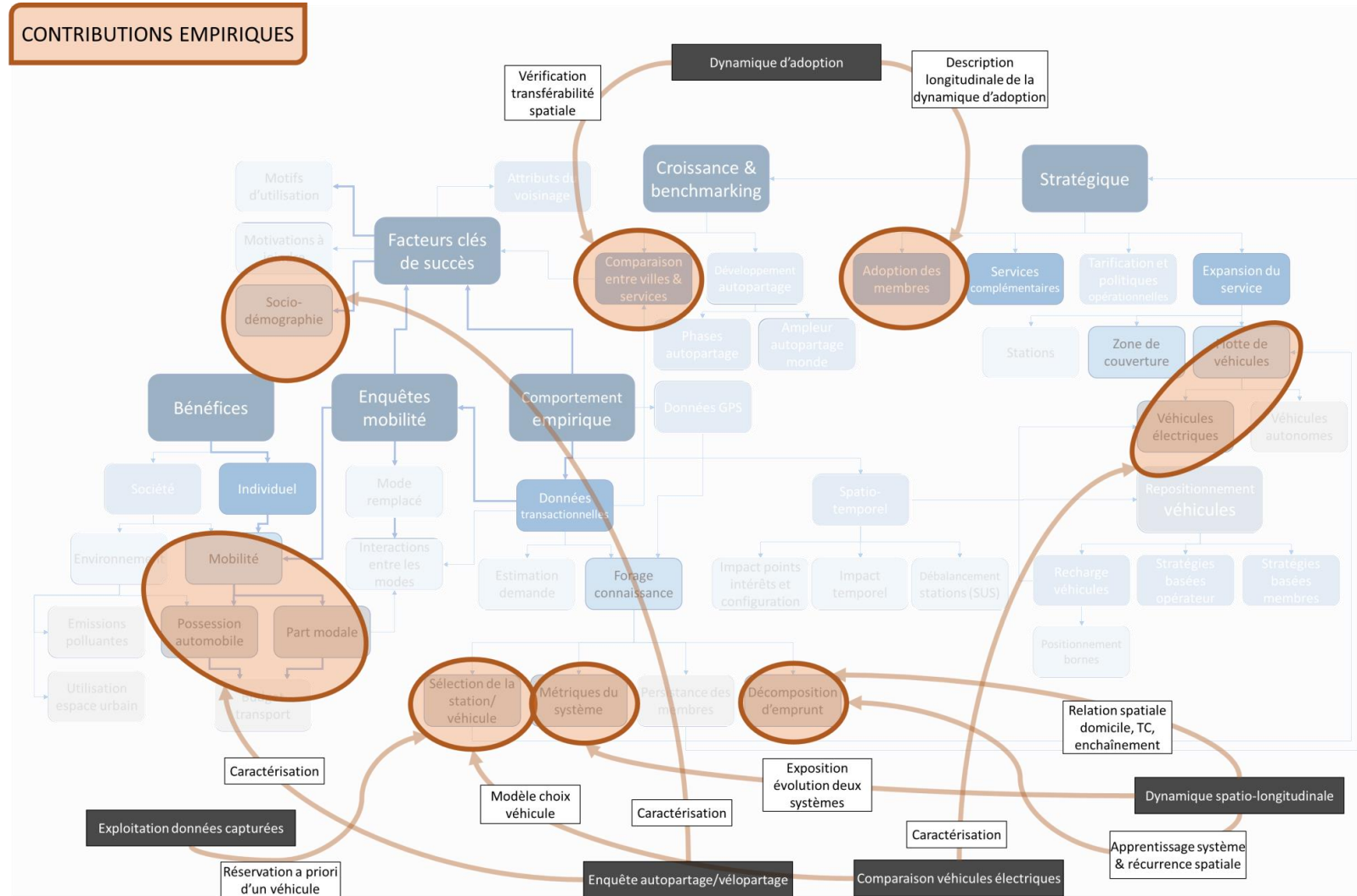


Figure E.1 Diagramme des contributions empiriques de la thèse

ANNEXE F– DIAGRAMME DES CONTRIBUTIONS MÉTHODOLOGIQUES DE LA THÈSE

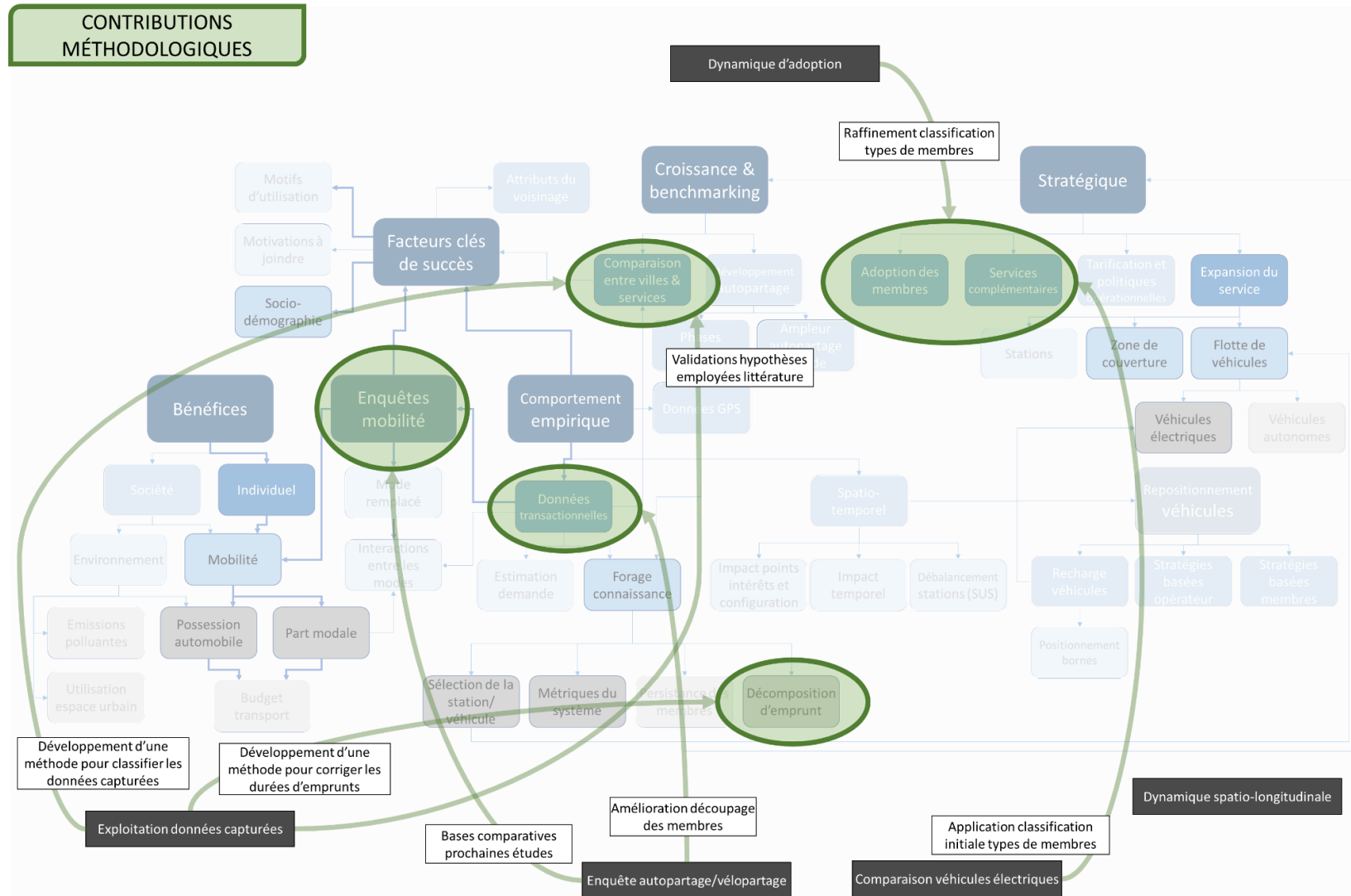


Figure F.1 Diagramme des contributions méthodologiques de la thèse

ANNEXE G– DIAGRAMME DES CONTRIBUTIONS STRATÉGIQUES DE LA THÈSE

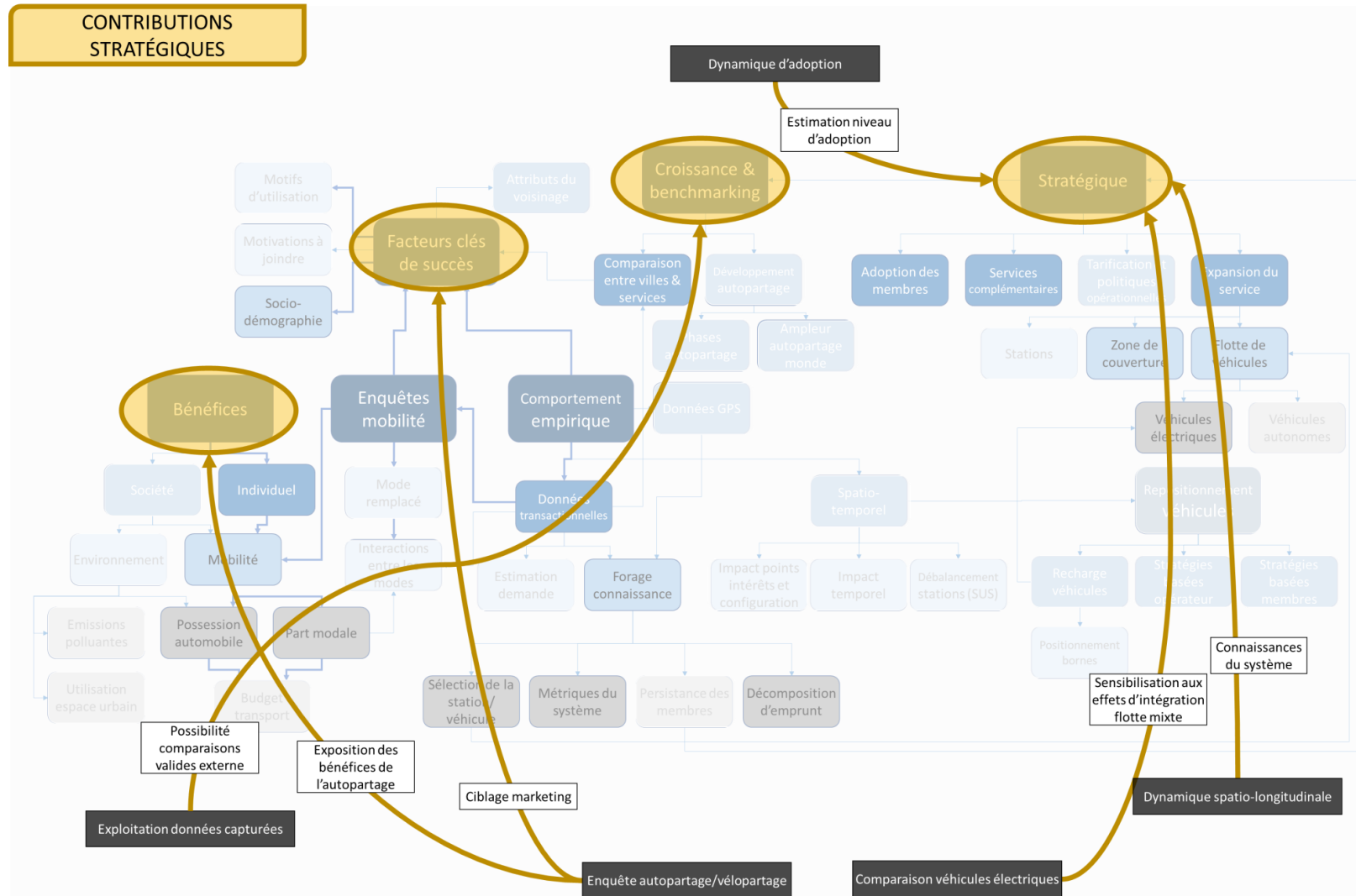


Figure G.1 Diagramme des contributions stratégiques de la thèse

ANNEXE H– PERSPECTIVES PROPOSÉES DE LA THÈSE

Tableau H.1 Perspectives proposées de la thèse

Thème	Type	Perspective	Données ou méthodes nécessaires	Question de recherche ou objectif de recherche (OR)
Décomposition d'emprunt (1)	Piste directe du chapitre 7	Explorer le comportement des emprunts symétriques.	<ul style="list-style-type: none"> • Données géolocalisées • Données transactionnelles • Données de temps de parcours d'alternatives sur réseau 	Comment les paires OD issues d'emprunts symétriques se comparent-elles en termes de temps de parcours face à d'autres modes comme le transport en commun ?
				Quel est le portrait sociodémographique des membres?
				Quelle est la récurrence d'utilisation des emprunts symétriques?
Spatio-temporel (2)	Piste proposée	Explorer le calage du comportement spatio-temporel des membres avec les patterns observés suite aux EOD régionales.	<ul style="list-style-type: none"> • Données géolocalisées • Données EOD • Données des points d'intérêts • Données SIG de la zone de couverture 	Comment pourrait-on employer une matrice OD de flux afin de prédire la demande pour un service d'autopartage en LSI?
				Peut-on utiliser cette technique afin de prédire le comportement des membres lors d'une éventuelle expansion du service?
				Quels sont les avantages et inconvénients d'une telle méthode en contraste à l'utilisation des points d'intérêts?
Zone de couverture (3)	Piste proposée	Explorer l'incidence de la configuration de la zone de couverture sur le comportement des membres.	<ul style="list-style-type: none"> • Données géolocalisées depuis le début de la mise en place du service • Données des points d'intérêts • Données SIG de la zone de couverture 	Comment la reconfiguration d'une partie de la zone de service affecte-t-elle son attractivité?
				Comment peut-on prendre en considération la configuration de la zone de service dans l'attrait des points d'intérêt?
				Comment l'agglutination près des limites de la zone de service affecte-t-elle le comportement des membres, la disponibilité en stationnement de la région et l'acceptation sociale?

Tableau H.1 Perspectives proposées de la thèse (suite)

Thème	Type	Perspective	Données ou méthodes nécessaires	Question de recherche ou objectif de recherche (OR)
Comparaison entre villes et services (4)	Piste proposée	Explorer la comparaison entre opérateurs/services/villes.	<ul style="list-style-type: none"> • Données capturées des services/villes désirés • Modèle de classification des emprunts capturés • 	OR : Donner aux opérateurs des outils afin de les aider dans leur expansion/acquisition dans de différents marchés.
Tarification et politiques opérationnelles (5)	Piste proposée	Explorer l'incidence de politiques tarifaires et opérationnelles.	<ul style="list-style-type: none"> • Données transactionnelles • Données géolocalisées • Données sur l'adoption du forfait « Auto-mobile illimité » • Historique des changements au niveau des prix et politiques de service 	Quelle est l'incidence du forfait Auto-mobile illimité sur le comportement des membres?
				Quelle est l'incidence de la parité tarifaire de l'écosystème de Communauto et quel serait l'effet sur le comportement des membres que de modifier le seuil de la parité tarifaire?
Métriques du système (6)	Piste proposée	Explorer les moyens d'évaluer la demande latente du service.	<ul style="list-style-type: none"> • Données géolocalisées • Données provenant de l'application mobile 	Quelle méthode permettrait d'identifier de façon juste la demande latente dans le service?
				Pour quel triplet temps/espace/service la demande latente est-elle la plus élevée et quels moyens peuvent-ils employés afin d'y remédier de façon rentable?

Tableau H.1 Perspectives proposées de la thèse (suite)

Thème	Type	Perspective	Données ou méthodes nécessaires	Question de recherche ou objectif de recherche (OR)
Expansion du service (7)	Piste proposée	Explorer l'incidence de l'offre sur le comportement de la demande.	<ul style="list-style-type: none"> Données GPS depuis le début du service Historique des changements au niveau des prix et politiques de service Données SIG de la zone de couverture 	Comment le comportement des membres diffère-t-il selon le triplet densité de véhicules/ configuration de la zone de service / politiques de service?
Adoption des membres (8)	Piste directe du chapitre 6	Explorer la conversion des membres.	<ul style="list-style-type: none"> Données transactionnelles Données géolocalisées Données qualitatives sur les facteurs d'adoption des membres 	Quels sont les facteurs qui incitent les membres du service Auto-mobile à s'abonner au service basé stations?
				OR : Développer un modèle basé sur les séries temporelles et les modèles de survies afin d'améliorer le modèle suggéré au chapitre 6.
Services complémentaires (9)	Piste proposée	Explorer l'influence des deux services.	<ul style="list-style-type: none"> Données transactionnelles Données géolocalisées Simulateur multi-agent 	OR : Développer un modèle de choix pour la sélection du couplet service/véhicule.
				Comment est-ce qu'on pourrait réallouer des véhicules du service basé stations vers le libre-service intégral de façon optimale?
Repositionnement des véhicules (10)	Piste proposée	Explorer l'incidence de politiques de repositionnement des véhicules basées usagers.	<ul style="list-style-type: none"> Données géolocalisées Historique des changements au niveau des prix et politiques de service 	Les politiques « neige » et « véhicules cadeaux » sont-elles appropriées pour assurer une bonne relocalisation des véhicules?

Tableau H.1 Perspectives proposées de la thèse (suite et fin)

Thème	Type	Perspective	Données ou méthodes nécessaires	Question de recherche ou objectif de recherche (OR)
Enquêtes mobilité (II)	Piste directe du chapitre 4	Explorer les différences entre membres du TRAD, LSI et les deux.	<ul style="list-style-type: none"> • Données transactionnelles • Données enquêtes OD Communauto 	OR : Suite aux travaux du chapitre 4, explorer le portrait des membres selon leur appartenance sur le spectre d'utilisation TRAD/LSI.